

BAB III

PENGUNAAN METODE

EMPIRICAL BEST LINEAR UNBIASED PREDICTION

(EBLUP) PADA GENERAL LINEAR MIXED MODEL

Pada Bab III ini akan dibahas mengenai taksiran parameter pada *General Linear Mixed Model* berdasarkan asumsi **b** dan **e** berdistribusi normal di mana taksiran parameter yang didapat ternyata identik dengan taksiran parameter tanpa asumsi distribusi yang sebelumnya telah diketahui. Kemudian, pembahasan dilanjutkan dengan penaksiran parameter dari variansi efek *random* (δ) yang pada kenyataannya tidak diketahui nilainya. Metode yang digunakan untuk menaksir δ tersebut adalah Metode *Maximum Likelihood* (ML). Dengan adanya penaksiran δ ini, akan diperiksa kembali ketakbiasan dari penaksir yang baru pada *General Linear Mixed Model* yang tergantung pada δ .

3.1. Penaksiran Parameter pada *General Linear Mixed Model* dengan Asumsi \mathbf{b} dan \mathbf{e} Berdistribusi Normal

Pada Bab sebelumnya telah dijelaskan mengenai penggunaan Metode *Best Linear Unbiased Prediction* (BLUP) dalam penaksiran pada *General Linear Mixed Model* tanpa asumsi distribusi. Untuk sekadar mengingat, bentuk *General Linear Mixed Model* adalah sebagai berikut:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{Z}\mathbf{b} + \mathbf{e}$$

di mana

- \mathbf{y} : vektor *random* dari variabel respon yang terobservasi berukuran $n \times 1$ di mana nilai observasinya disebut vektor data.
- \mathbf{X} : matriks *full rank* berukuran $n \times k$ dari variabel prediktor yang elemen elemennya diketahui.
- $\boldsymbol{\alpha}$: vektor parameter bersifat *fixed* berukuran $k \times 1$ yang tidak diketahui dan tidak terobservasi.
- \mathbf{Z} : matriks *full rank* berukuran $n \times h$ dari variabel prediktor yang elemen elemennya diketahui.
- \mathbf{b} : vektor *random* parameter yang tidak diketahui dan tidak terobservasi berukuran $h \times 1$.
- \mathbf{e} : vektor *random error* yang tidak terobservasi berukuran $n \times 1$.

dengan asumsi

$E(\mathbf{b}) = \mathbf{0}$, $E(\mathbf{e}) = \mathbf{0}$, $Var(\mathbf{b}) = E(\mathbf{b}\mathbf{b}^T) = \mathbf{G}$, $Var(\mathbf{e}) = E(\mathbf{e}\mathbf{e}^T) = \mathbf{R}$, di mana \mathbf{b} dan

\mathbf{e} *independently distributed* sedangkan \mathbf{G} dan \mathbf{R} adalah matriks varians

kovarians yang tergantung pada vektor parameter dari variansi efek *random*,

yaitu $\boldsymbol{\delta} = (\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_q)^T$. Misalkan pula nilai-nilai dari vektor *random* \mathbf{b} dan \mathbf{e}

berturut-turut dinotasikan dengan $\boldsymbol{\beta}$ dan $\boldsymbol{\varepsilon}$ di mana $\boldsymbol{\beta}$ dan $\boldsymbol{\varepsilon}$ berbentuk

vektor. Oleh karena \mathbf{b} dan \mathbf{e} independen, maka $corr(\mathbf{b}, \mathbf{e}) = \mathbf{0}$ sehingga

$cov(\mathbf{b}, \mathbf{e}) = E(\mathbf{b}\mathbf{e}^T) = E(\mathbf{e}\mathbf{b}^T) = \mathbf{0}$. Berikut ini diberikan bentuk dari matriks \mathbf{G}

dan \mathbf{R} :

$$\mathbf{G}(\boldsymbol{\delta}) = \begin{pmatrix} g_{11}(\boldsymbol{\delta}) & g_{12}(\boldsymbol{\delta}) & \cdots & g_{1h}(\boldsymbol{\delta}) \\ g_{21}(\boldsymbol{\delta}) & g_{22}(\boldsymbol{\delta}) & \cdots & g_{2h}(\boldsymbol{\delta}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{h1}(\boldsymbol{\delta}) & g_{h2}(\boldsymbol{\delta}) & \cdots & g_{hh}(\boldsymbol{\delta}) \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{R}(\boldsymbol{\delta}) = \begin{pmatrix} r_{11}(\boldsymbol{\delta}) & r_{12}(\boldsymbol{\delta}) & \cdots & r_{1n}(\boldsymbol{\delta}) \\ r_{21}(\boldsymbol{\delta}) & r_{22}(\boldsymbol{\delta}) & \cdots & r_{2n}(\boldsymbol{\delta}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{n1}(\boldsymbol{\delta}) & r_{n2}(\boldsymbol{\delta}) & \cdots & r_{nn}(\boldsymbol{\delta}) \end{pmatrix}$$

Pada dasarnya Metode EBLUP adalah suatu metode penaksiran parameter pada *General Linear Mixed Model* yang merupakan perluasan dari Metode BLUP dengan menggunakan taksiran parameter dari variansi efek *random* ($\hat{\boldsymbol{\delta}}$) yang pada kenyataannya parameter tersebut tidak diketahui nilainya. Metode penaksiran $\boldsymbol{\delta}$ yang digunakan pada Tugas Akhir ini adalah Metode ML yang memerlukan asumsi distribusi. Oleh sebab itu, diasumsikan

bahwa \mathbf{b} dan \mathbf{e} berdistribusi normal. Dikarenakan taksiran parameter pada *General Linear Mixed Model* yang telah didapat sebelumnya ((2.7.3.c) dan (2.7.3.d)), yaitu $\hat{\alpha}$ dan $\hat{\beta}$, didapat tanpa asumsi distribusi maka harus dicari taksiran parameter pada *General Linear Mixed Model* dengan asumsi \mathbf{b} dan \mathbf{e} berdistribusi normal yang dinotasikan dengan $\tilde{\alpha}$ dan $\tilde{\beta}$.

Dengan asumsi \mathbf{b} dan \mathbf{e} berdistribusi normal, parameter pada *General Linear Mixed Model*, yaitu α dan β dapat ditaksir menggunakan Metode ML. Metode ini memerlukan fungsi *likelihood* yang merupakan *joint pdf* dari $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ dan $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_h)^T$. *Joint pdf* tersebut dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$f(\mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}) = g(\mathbf{y} | \boldsymbol{\beta}) \cdot h(\boldsymbol{\beta}) \quad (3.1.1)$$

di mana

$$g(\mathbf{y} | \boldsymbol{\beta}) = g(\boldsymbol{\varepsilon}) \quad (3.1.2)$$

seperti telah dibuktikan pada lampiran 9.

Oleh sebab itu, (3.1.1) dapat ditulis sebagai

$$f(\mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}) = g(\boldsymbol{\varepsilon}) \cdot h(\boldsymbol{\beta})$$

di mana

$$h(\boldsymbol{\beta}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\mathbf{G}|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{G}^{-1} \boldsymbol{\beta}\right).$$

Dari (2.5.1.a) didapat

$$\begin{aligned}
L(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}; \mathbf{y}) &= f(\mathbf{y}, \boldsymbol{\beta}) \\
&= g(\boldsymbol{\varepsilon}) \cdot h(\boldsymbol{\beta}) \\
&= \frac{1}{(2\pi)^n (|\mathbf{G}||\mathbf{R}|)^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\boldsymbol{\varepsilon}^T \mathbf{R}^{-1} \boldsymbol{\varepsilon} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{G}^{-1} \boldsymbol{\beta})\right).
\end{aligned}$$

Oleh karena ingin dicari taksiran dari $\boldsymbol{\alpha}$ dan $\boldsymbol{\beta}$ menggunakan Metode ML, agar lebih mudah dalam hal perhitungannya akan digunakan fungsi *log-likelihood*, yaitu:

$$\begin{aligned}
\ln L(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}; \mathbf{y}) &= c - \frac{1}{2}(\mathbf{y}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{X} \boldsymbol{\alpha} - \mathbf{y}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z} \boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{X}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y} + \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{X}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{X} \boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{X}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z} \boldsymbol{\beta} \\
&\quad - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{Z}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{Z}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{X} \boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{Z}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{G}^{-1} \boldsymbol{\beta})
\end{aligned} \tag{3.1.3}$$

dengan $c = -\ln(2\pi)^n (|\mathbf{G}||\mathbf{R}|)^{1/2}$ suatu konstanta (bukti dapat dilihat pada lampiran 10). Selanjutnya, fungsi *log-likelihood* tersebut diturunkan terhadap masing-masing $\boldsymbol{\alpha}$ dan $\boldsymbol{\beta}$ kemudian dicari penyelesaiannya sehingga didapat

$$\mathbf{X}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{X} \tilde{\boldsymbol{\alpha}} + \mathbf{X}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z} \tilde{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{X}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y} \tag{3.1.4}$$

$$\mathbf{Z}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{X} \tilde{\boldsymbol{\alpha}} + (\mathbf{Z}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z} + \mathbf{G}^{-1}) \tilde{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{Z}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{y}. \tag{3.1.5}$$

(bukti dapat dilihat pada lampiran 11).

Selanjutnya, dengan proses eliminasi didapat

$$\tilde{\boldsymbol{\alpha}} = \left(\mathbf{X}^T \left(\mathbf{R}^{-1} - \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z} + \mathbf{G}^{-1})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{R}^{-1} \right) \mathbf{X} \right)^{-1} \mathbf{X}^T \left(\mathbf{R}^{-1} - \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z} + \mathbf{G}^{-1})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{R}^{-1} \right) \mathbf{y} \tag{3.1.6}$$

dan

$$\tilde{\beta} = (\mathbf{Z}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z} + \mathbf{G}^{-1})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{X}\tilde{\alpha}). \quad (3.1.7)$$

(bukti dapat dilihat pada lampiran 12).

Jadi, selain $\hat{\alpha}$ dan $\hat{\beta}$ yang didapat tanpa asumsi distribusi, terdapat pula $\tilde{\alpha}$ dan $\tilde{\beta}$ yang merupakan taksiran parameter pada *General Linear Mixed Model* dengan mengasumsikan \mathbf{b} dan \mathbf{e} berdistribusi normal. Selanjutnya, untuk penaksiran δ menggunakan Metode ML seharusnya memerlukan $\tilde{\alpha}$ dan $\tilde{\beta}$ yang didapat dengan asumsi \mathbf{b} dan \mathbf{e} berdistribusi normal. Akan tetapi, pada SubBab berikutnya akan dibuktikan bahwa $\tilde{\alpha}$ dan $\tilde{\beta}$ yang didapat dengan asumsi \mathbf{b} dan \mathbf{e} berdistribusi normal tersebut, ternyata identik dengan $\hat{\alpha}$ dan $\hat{\beta}$ yang diperoleh tanpa asumsi distribusi. Oleh karena itu, untuk seterusnya penaksiran δ akan menggunakan $\hat{\alpha}$ dan $\hat{\beta}$.

3.2. Memeriksa bahwa Taksiran Parameter pada *General Linear Mixed Model* yang didapat dengan atau tanpa Asumsi \mathbf{b} dan \mathbf{e} Berdistribusi Normal adalah Identik

Telah diketahui dari (2.7.3.c) dan (2.7.3.d) bahwa taksiran parameter pada *General Linear Mixed Model* tanpa asumsi distribusi adalah sebagai berikut:

$$\hat{\alpha}(\delta, \mathbf{y}) = (\mathbf{X}^T \boldsymbol{\Omega}^{-1}(\delta) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \boldsymbol{\Omega}^{-1}(\delta) \mathbf{y} \text{ dan}$$

$$\hat{\beta}(\delta, \mathbf{y}) = \mathbf{G}(\delta) \mathbf{Z}^T \boldsymbol{\Omega}^{-1}(\delta) (\mathbf{y} - \mathbf{X} \hat{\alpha}(\delta, \mathbf{y}))$$

di mana

$$\boldsymbol{\Omega}(\delta) = \boldsymbol{\Omega} = \mathbf{R} + \mathbf{Z} \mathbf{G} \mathbf{Z}^T.$$

Sedangkan, taksiran parameter pada *General Linear Mixed Model* dengan asumsi \mathbf{b} dan \mathbf{e} berdistribusi normal diberikan oleh (3.1.6) dan (3.1.7).

Dari (3.1.6), misalkan:

$$\mathbf{W} = \mathbf{R}^{-1} - \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z} (\mathbf{Z}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z} + \mathbf{G}^{-1})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{R}^{-1}. \quad (3.2.1)$$

Jika terbukti bahwa $\mathbf{W} = \boldsymbol{\Omega}^{-1}$ maka $\tilde{\alpha} = \hat{\alpha}$.

Oleh karena terbukti pada lampiran 13 bahwa $\boldsymbol{\Omega} \mathbf{W} = \mathbf{I}$, maka terbukti pula bahwa

$$\tilde{\alpha} = \hat{\alpha}. \quad (3.2.2)$$

Sedangkan, untuk membuktikan bahwa $\tilde{\beta} = \hat{\beta}$ di mana (3.2.2) terpenuhi

adalah dengan membuktikan bahwa $(\mathbf{Z}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Z} + \mathbf{G}^{-1})^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{R}^{-1} = \mathbf{G} \mathbf{Z}^T \boldsymbol{\Omega}^{-1}$.

Berdasarkan bukti pada lampiran 14 dapat disimpulkan bahwa

$$\tilde{\beta} = \hat{\beta}. \quad (3.2.3)$$

Berdasarkan (3.2.2) dan (3.2.3) terbukti bahwa dengan atau tanpa asumsi \mathbf{b} dan \mathbf{e} berdistribusi normal kedua jenis taksiran parameter pada *General Linear Mixed Model* tersebut identik sehingga taksiran parameter yang

didapat dengan asumsi \mathbf{b} dan \mathbf{e} berdistribusi normal juga memiliki sifat *linear*, *unbiased*, dan *best*.

3.3. Penaksiran Parameter dari Variansi Efek *Random* (δ)

Pada Tugas Akhir ini, Metode ML digunakan untuk menaksir δ pada *General Linear Mixed Model*. Oleh karena itu, dibutuhkan fungsi *likelihood* yang merupakan *joint pdf* dari $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$ sehingga fungsi *likelihood*-nya adalah sebagai berikut:

$$L(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\delta}; \mathbf{y}) = f(\mathbf{y}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\delta})|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\alpha})^T \boldsymbol{\Omega}^{-1}(\boldsymbol{\delta})(\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\alpha})\right) \quad (3.3.1)$$

(bukti diberikan pada lampiran 15).

Sebagaimana sebelumnya, Metode ML menggunakan fungsi *log-likelihood*, yaitu:

$$\ln L(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\delta}; \mathbf{y}) = c - \frac{1}{2} \left(\ln(|\boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\delta})|) + (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\alpha})^T \boldsymbol{\Omega}^{-1}(\boldsymbol{\delta})(\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\alpha}) \right) \quad (3.3.2)$$

dengan $c = -\frac{n}{2} \ln(2\pi)$ adalah suatu konstanta. Selanjutnya, dengan

menggunakan (2.3.3.a), (2.3.6.d), dan (2.3.6.e) fungsi *log-likelihood* tersebut diturunkan terhadap δ , dinotasikan dengan $s(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\delta})$, sehingga untuk elemen ke- j didapat formula berikut ini:

$$s_j(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\delta}) = -\frac{1}{2} \text{tr}(\boldsymbol{\Omega}^{-1} \boldsymbol{\Omega}_{(j)}) + \frac{1}{2} (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\alpha})^T (\boldsymbol{\Omega}^{-1} \boldsymbol{\Omega}_{(j)} \boldsymbol{\Omega}^{-1}) (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\alpha}) \quad (3.3.3)$$

dengan $\boldsymbol{\Omega}_{(j)} = \frac{\partial \boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\delta})}{\partial \delta_j}$ (bukti dapat dilihat pada lampiran 16).

Sesuai dengan Metode ML, berikutnya (3.3.3) dicari solusinya menjadi

$$\text{tr}(\boldsymbol{\Omega}^{-1}(\boldsymbol{\delta}) \boldsymbol{\Omega}_{(j)}) = (\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\alpha}})^T (\boldsymbol{\Omega}^{-1}(\boldsymbol{\delta}) \boldsymbol{\Omega}_{(j)} \boldsymbol{\Omega}^{-1}(\boldsymbol{\delta})) (\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\alpha}}) \quad (3.3.4)$$

Terlihat dari (3.3.4) $\boldsymbol{\delta}$ tidak dapat diselesaikan secara analitik. Oleh karena itu, taksiran $\boldsymbol{\delta}$ dengan Metode ML kemudian diselesaikan secara numerik. Pada Tugas Akhir ini, berdasarkan (2.5.2.a) algoritma yang digunakan adalah *Scoring Algorithm* di mana iterasi ke- $a+1$, yaitu $\hat{\boldsymbol{\delta}}^{(a+1)}$, secara iteratif menggunakan formula sebagai berikut:

$$\hat{\boldsymbol{\delta}}^{(a+1)} = \hat{\boldsymbol{\delta}}^{(a)} + \left(\boldsymbol{\Upsilon}(\hat{\boldsymbol{\delta}}^{(a)}) \right)^{-1} \mathbf{s}(\hat{\boldsymbol{\alpha}}(\hat{\boldsymbol{\delta}}^{(a)}), \hat{\boldsymbol{\delta}}^{(a)})$$

dengan

$$\mathbf{s}(\hat{\boldsymbol{\alpha}}, \hat{\boldsymbol{\delta}}) = \left(s_1(\hat{\boldsymbol{\alpha}}, \hat{\boldsymbol{\delta}}), s_2(\hat{\boldsymbol{\alpha}}, \hat{\boldsymbol{\delta}}), \dots, s_q(\hat{\boldsymbol{\alpha}}, \hat{\boldsymbol{\delta}}) \right)^T \text{ dan } \boldsymbol{\Upsilon}(\hat{\boldsymbol{\delta}}) = \left(\boldsymbol{\Upsilon}_1^T(\hat{\boldsymbol{\delta}}), \boldsymbol{\Upsilon}_2^T(\hat{\boldsymbol{\delta}}), \dots, \boldsymbol{\Upsilon}_q^T(\hat{\boldsymbol{\delta}}) \right)^T$$

di mana

$$\boldsymbol{\Upsilon}_{jk}(\boldsymbol{\delta}) = -E \left(\frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\delta}; \mathbf{y})}{\partial \delta_k \partial \delta_j} \right) = \frac{1}{2} \text{tr}(\boldsymbol{\Omega}^{-1} \boldsymbol{\Omega}_{(j)} \boldsymbol{\Omega}^{-1} \boldsymbol{\Omega}_{(k)}) \quad (3.3.5)$$

seperti telah dibuktikan pada lampiran 17.

Berdasarkan penjabaran di atas, didapatkan taksiran parameter dari variansi efek *random* ($\hat{\boldsymbol{\delta}}$) secara numerik yang selanjutnya akan digunakan

dalam penaksiran parameter pada *General Linear Mixed Model* sesuai dengan Metode EBLUP.

3.4. Penaksiran Parameter pada *General Linear Mixed Model* dengan Metode EBLUP

Pada Subbab 3.1 telah dijelaskan bahwa Metode EBLUP adalah suatu metode penaksiran parameter pada *General Linear Mixed Model* yang merupakan perluasan dari metode BLUP dengan menggunakan taksiran parameter dari variansi efek *random* ($\hat{\delta}$) yang pada kenyataannya parameter tersebut tidak diketahui nilainya. Pada Subbab 3.3 telah didapatkan taksiran δ , dinotasikan dengan $\hat{\delta}(\mathbf{y})$, secara numerik dengan menggunakan Metode ML.

Taksiran parameter pada *General Linear Mixed Model* dengan menggunakan Metode EBLUP didapat dengan mensubstitusikan $\hat{\delta}(\mathbf{y})$ ke $\hat{\alpha}$ dan $\hat{\beta}$, yaitu:

$$\hat{\alpha}(\hat{\delta}(\mathbf{y}), \mathbf{y}) = (\mathbf{X}^T \boldsymbol{\Omega}^{-1}(\hat{\delta}) \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \boldsymbol{\Omega}^{-1}(\hat{\delta}) \mathbf{y} \text{ dan}$$

$$\hat{\beta}(\hat{\delta}(\mathbf{y}), \mathbf{y}) = \mathbf{G}(\hat{\delta}) \mathbf{Z}^T \boldsymbol{\Omega}^{-1}(\hat{\delta}) (\mathbf{y} - \mathbf{X} \hat{\alpha}(\hat{\delta}(\mathbf{y}), \mathbf{y}))$$

Berdasarkan (2.7.3.e) taksiran kombinasi linier yang baru adalah sebagai berikut:

$$\hat{\tau}(\hat{\delta}(\mathbf{y}), \mathbf{y}) = \lambda^T \hat{\alpha}(\hat{\delta}(\mathbf{y}), \mathbf{y}) + \omega^T \hat{\beta}(\hat{\delta}(\mathbf{y}), \mathbf{y}). \quad (3.4.1)$$

Oleh karena $\hat{\tau}(\hat{\delta}(\mathbf{y}), \mathbf{y})$ tersebut didapat dengan mensubstitusikan $\hat{\delta}(\mathbf{y})$ ke $\hat{\alpha}$ dan $\hat{\beta}$, maka perlu dibuktikan ketakbiasan dari taksiran tersebut. Sebelumnya diketahui *lemma* berikut ini:

Lemma 3.1

Jika \mathbf{z} adalah vektor *random* berdistribusi simetris di sekitar nol sedemikian sehingga \mathbf{z} dan $-\mathbf{z}$ *identically distributed*, dan $f(\mathbf{z})$ adalah variabel *random* yang merupakan fungsi ganjil dari \mathbf{z} sehingga $f(-\mathbf{z}) = -f(\mathbf{z})$, maka $f(\mathbf{z})$ berdistribusi simetris di sekitar nol.

Sebelumnya diketahui bahwa $E(\hat{\tau}(\hat{\delta}(\mathbf{y}), \mathbf{y}))$ berhingga dan $\hat{\delta}(\mathbf{y})$ merupakan fungsi genap serta *translation-invariant* dari \mathbf{y} sehingga didapat

$$\hat{\delta}(\mathbf{y}) = \hat{\delta}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\alpha) = \hat{\delta}(\mathbf{Z}\mathbf{b} + \mathbf{e}) = \hat{\delta}(-(\mathbf{Z}\mathbf{b} + \mathbf{e})) \quad (3.4.2)$$

Untuk membuktikan ketakbiasan dari $\hat{\tau}(\hat{\delta}(\mathbf{y}), \mathbf{y})$, harus dibuktikan bahwa

$$E(\hat{\tau}(\hat{\delta}(\mathbf{y}), \mathbf{y}) - \tau) = 0. \text{ Oleh karena hal tersebut telah terbukti pada lampiran}$$

18, maka dapat disimpulkan bahwa $\hat{\tau}(\hat{\delta}(\mathbf{y}), \mathbf{y})$ tetap *unbiased* untuk

mengestimasi $\tau = \lambda^T \alpha + \omega^T \beta$.