

ผนวก ค

การพิสูจน์ค่าปรับความเอนเอียงของการคัดเลือกตัวแบบที่พัฒนาเกณฑ์ AIC_C ที่ลดความเอนเอียงโดยใช้การแยกออกของความสมมาตรของข้อสมมติของข้อสมมติเบย์-ไลท์เบอร์ (Kullback's Symmetric Divergence) หรือ KIC_C เสนอโดย คavanaugh (Joseph E. Cavanaugh, 2001)

ค.1 แสดงว่า $B_1(k, \theta_k) = \frac{2n(p+1)}{n-p-2}$

พิสูจน์ จาก $B_1(k, \theta_k) = E_{\theta_k} [d(\theta_k, \hat{\theta}_p)] - E_{\theta_k} [-2 \ln f(Y | \hat{\theta}_p)]$

พิจารณา $d(\theta_k, \theta_p) = E_{\theta_k} [-2 \ln f(Y | \theta_p)]$

$$= E_{\theta_k} [n \ln 2\pi\sigma^2 + (Y - X\beta)'(Y - X\beta) / \sigma^2]$$

$$= E_{\theta_k} [n \ln 2\pi\sigma^2] + \frac{1}{\sigma^2} E_{\theta_k} (Y - X\beta)'(Y - X\beta)$$

$$= n \ln 2\pi\sigma^2 + \frac{1}{\sigma^2} [n\sigma^{+2} + (\beta - \beta^+) ' X' X (\beta - \beta^+)]$$

$$= n \ln 2\pi\sigma^2 + \frac{n\sigma^{+2}}{\sigma^2} + (\beta - \beta^+) ' X' X (\beta - \beta^+) / \sigma^2$$

เพราะว่า $E_{\theta_k} [(Y - X\beta)'(Y - X\beta)]$

$$= n\sigma^{+2} + (\beta - \beta^+) ' X' X (\beta - \beta^+) \text{ แสดงใน ค.4}$$

ดังนั้น $d(\theta_k, \hat{\theta}_p) = n \ln 2\pi\hat{\sigma}^2 + \frac{n\sigma^{+2}}{\hat{\sigma}^2} + (\hat{\beta} - \beta^+) ' X' X (\hat{\beta} - \beta^+) / \hat{\sigma}^2$

$$E_{\theta_k} [d(\theta_k, \hat{\theta}_p)] = E_{\theta_k} [n \ln 2\pi + n \ln \hat{\sigma}^2 + \frac{n\sigma^{+2}}{\hat{\sigma}^2} + (\hat{\beta} - \beta^+) ' X' X (\hat{\beta} - \beta^+) / \hat{\sigma}^2]$$

$$= n \ln 2\pi + n E_{\theta_k} (\ln \hat{\sigma}^2) + E_{\theta_k} \left[\frac{n\sigma^{+2}}{\hat{\sigma}^2} \right] + E_{\theta_k} [(\hat{\beta} - \beta^+) ' X' X (\hat{\beta} - \beta^+) / \hat{\sigma}^2]$$

เพราะว่า $E_{\theta_k} \left[\frac{n\sigma^{+2}}{\hat{\sigma}^2} \right] = n^2 E_{\theta_k} \left[\frac{\sigma^{+2}}{n\hat{\sigma}^2} \right]$ และ $E(1/u) = \frac{1}{m-2}$ $u \sim \chi^2(m)$

ดังนั้น
$$E_{\theta_k} \left[\frac{n\sigma^{+2}}{\hat{\sigma}^2} \right] = \frac{n^2}{(n-p)-2} \quad \because \frac{n\hat{\sigma}^2}{\sigma^{+2}} \sim \chi^2(n-p)$$

และ
$$\begin{aligned} E_{\theta_k} [(\hat{\beta} - \beta^+) ' X' X (\hat{\beta} - \beta^+) / \hat{\sigma}^2] &= E_{\theta_k} [((\hat{\beta} - \beta^+) ' X' X (\hat{\beta} - \beta^+) / \sigma^{+2}) (n\sigma^{+2} / n\hat{\sigma}^2)] \\ &= n E_{\theta_k} [(\hat{\beta} - \beta^+) ' X' X (\hat{\beta} - \beta^+) / \sigma^{+2}] E_{\theta_k} [\sigma^{+2} / n\hat{\sigma}^2] \end{aligned}$$

เนื่องจาก $(\hat{\beta} - \beta^+) ' X' X (\hat{\beta} - \beta^+) / \sigma^{+2} \sim \chi^2(p)$ และ $n\hat{\sigma}^2 / \sigma^{+2} \sim \chi^2(n-p)$

$$E(1/u) = \frac{1}{m-2} \quad \text{ถ้า } u \sim \chi^2(m) \quad \text{แสดงใน ค.3}$$

$$E(z) = m \quad \text{ถ้า } z \sim \chi^2(m)$$

ดังนั้น
$$\begin{aligned} E_{\theta_k} [(\hat{\beta} - \beta^+) ' X' X (\hat{\beta} - \beta^+) / \hat{\sigma}^2] &= np \left(\frac{1}{n-p-2} \right) \\ &= \frac{np}{n-p-2} \end{aligned}$$

เพราะฉะนั้น

$$E_{\theta_k} [d(\theta_k, \hat{\theta}_p)] = n \ln 2\pi + n E_{\theta_k} (\ln \hat{\sigma}^2) + \frac{n^2}{n-p-2} + \frac{np}{n-p-2} \quad (*1)$$

และ

$$\begin{aligned} E_{\theta_k} [-2 \ln f(Y | \hat{\theta}_p)] &= E_{\theta_k} [n \ln 2\pi + n \ln \hat{\sigma}^2 + n] \\ &= n \ln 2\pi + n E_{\theta_k} (\ln \hat{\sigma}^2) + n \end{aligned} \quad (*2)$$

จาก (*1) และ (*2) ดังนั้น

$$\begin{aligned} B_1(k, \theta_k) &= E_{\theta_k} [d(\theta_k, \hat{\theta}_p)] - E_{\theta_k} [-2 \ln f(Y | \hat{\theta}_p)] \\ &= [n \ln 2\pi + n E_{\theta_k} (\ln \hat{\sigma}^2) + \frac{n^2}{n-p-2} + \frac{np}{n-p-2}] \\ &\quad - [n \ln 2\pi + n E_{\theta_k} (\ln \hat{\sigma}^2) + n] \\ &= \frac{n^2}{n-p-2} + \frac{np}{n-p-2} - n \\ &= \frac{2n(p+1)}{n-p-2} \end{aligned}$$

ค.2 แสดงว่า $B_2(p, \theta_k) = n \ln \frac{n}{n-p} + \frac{n}{n-p}$

พิสูจน์ จาก $B_2(p, \theta_k) = E_{\theta_k} [d(\hat{\theta}_p, \theta_k)] - E_{\theta_k} [d(\hat{\theta}_p, \hat{\theta}_p)]$

พิจารณา $d(\theta_p, \theta_k) = E_{\theta_p} [-2 \ln f(Y | \theta_k)]$ ทำนองเดียวกับ ค.4

$$= n \ln 2\pi + n E_{\theta_p} (\ln \sigma^{+2}) + E_{\theta_p} [(Y - X\beta^+)'(Y - X\beta^+) / \sigma^{+2}]$$

$$= n \ln 2\pi + n \ln \sigma^{+2} + E_{\theta_p} [(Y - X\beta^+)'(Y - X\beta^+) / \sigma^{+2}]$$

$$= n \ln 2\pi + n \ln \sigma^{+2} + \frac{n\sigma^2}{\sigma^{+2}} + [(\beta - \beta^+)'\mathbf{X}'\mathbf{X}(\beta - \beta^+) / \sigma^{+2}]$$

เพราะว่า $E_{\theta_p} [(Y - X\beta^+)'(Y - X\beta^+) / \sigma^{+2}]$

$$= E_{\theta_p} [(Y - X\beta)'(Y - X\beta) / \sigma^{+2} + (\beta - \beta^+)'\mathbf{X}'\mathbf{X}(\beta - \beta^+) / \sigma^{+2}]$$

$$= E_{\theta_p} [(Y - X\beta)'(Y - X\beta) / \sigma^{+2}] + E_{\theta_p} [(\beta - \beta^+)'\mathbf{X}'\mathbf{X}(\beta - \beta^+) / \sigma^{+2}]$$

$$= \frac{n\sigma^2}{\sigma^{+2}} + (\beta - \beta^+)'\mathbf{X}'\mathbf{X}(\beta - \beta^+) / \sigma^{+2}$$

ดังนั้น $d(\hat{\theta}_p, \theta_k) = n \ln 2\pi + n \ln \sigma^{+2} + \frac{n\hat{\sigma}^2}{\sigma^{+2}} + (\hat{\beta} - \beta^+)'\mathbf{X}'\mathbf{X}(\hat{\beta} - \beta^+) / \sigma^{+2}$

$$E_{\theta_k} [d(\hat{\theta}_p, \theta_k)] = E_{\theta_k} [n \ln 2\pi + n \ln \sigma^{+2} + \frac{n\hat{\sigma}^2}{\sigma^{+2}} + (\hat{\beta} - \beta^+)'\mathbf{X}'\mathbf{X}(\hat{\beta} - \beta^+) / \sigma^{+2}]$$

$$= n \ln 2\pi + n \ln \sigma^{+2} + E_{\theta_k} \left(\frac{n\hat{\sigma}^2}{\sigma^{+2}} \right) + E_{\theta_k} [(\hat{\beta} - \beta^+)'\mathbf{X}'\mathbf{X}(\hat{\beta} - \beta^+) / \sigma^{+2}]$$

เพราะว่า $n\hat{\sigma}^2 / \sigma^{+2} \sim \chi^2(n-p)$ และ $(\hat{\beta} - \beta^+)'\mathbf{X}'\mathbf{X}(\hat{\beta} - \beta^+) / \sigma^{+2} \sim \chi^2(p)$

เพราะฉะนั้น $E_{\theta_k} [d(\hat{\theta}_p, \theta_k)] = n \ln 2\pi + n \ln \sigma^{+2} + n - p + p$

$$= n \ln 2\pi + n \ln \sigma^{+2} + n \quad (**1)$$

พิจารณา $d(\theta_p, \theta_p) = E_{\theta_p} [-2 \ln f(Y | \theta_p)]$

$$\begin{aligned}
&= n \ln 2\pi + n E_{\theta_p} (\ln \sigma^2) + E_{\theta_p} [(Y - X\beta)'(Y - X\beta) / \sigma^2] \\
&= n \ln 2\pi + n \ln \sigma^2 + \frac{n\sigma^2}{\sigma^2} \\
&= n \ln 2\pi + n \ln \sigma^2 + n
\end{aligned}$$

ดังนั้น $d(\hat{\theta}_p, \hat{\theta}_p) = n \ln 2\pi + n \ln \hat{\sigma}^2 + n$

$$\begin{aligned}
E_{\theta_k} [d(\hat{\theta}_p, \hat{\theta}_p)] &= E_{\theta_k} [n \ln 2\pi + n \ln \hat{\sigma}^2 + n] \\
&= n \ln 2\pi + n E_{\theta_k} (\ln \hat{\sigma}^2) + n \\
&= n \ln 2\pi + n \ln \sigma^{+2} + n \ln \frac{n-p}{n} - \frac{n}{n-p} + n \quad (**2)
\end{aligned}$$

เพราะว่า $n E_{\theta_k} (\ln \hat{\sigma}^2) = \ln \sigma^{+2} + \ln \frac{n-p}{n} - \frac{1}{n-p}$ แสดงใน ค.5

จาก (**1) และ (**2) ดังนั้น

$$\begin{aligned}
B_2(p, \theta_k) &= E_{\theta_k} [d(\hat{\theta}_p, \theta_k)] - E_{\theta_k} [d(\hat{\theta}_p, \hat{\theta}_p)] \\
&= [n \ln 2\pi + n \ln \sigma^{+2} + n] - [n \ln 2\pi + n \ln \sigma^{+2} + n \ln \frac{n-p}{n} - \frac{n}{n-p} + n] \\
&= -n \ln \frac{n-p}{n} + \frac{n}{n-p} \\
&= n \ln \frac{n}{n-p} + \frac{n}{n-p}
\end{aligned}$$

ค.3 แสดงว่า $E(1/u) = \frac{1}{m-2}$ เมื่อ $u \sim \chi^2(m)$ หรือ $u \sim \text{Gamma}(\alpha = m/2, \beta = 2)$

ดังนี้

$$\begin{aligned} E(1/u) &= \int_0^{\infty} \frac{1}{u} \frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta^\alpha} u^{\alpha-1} e^{-u/\beta} du \\ &= \frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta^\alpha} \int_0^{\infty} u^{(\alpha-1)-1} e^{-u/\beta} du \\ &= \frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta^\alpha} \int_0^{\infty} \left(\frac{u}{\beta}\right)^{(\alpha-1)-1} e^{-u/\beta} du (\beta^{\alpha-2}) \end{aligned}$$

ให้ $y = u/\beta$ ดังนั้น $du = \beta dy$

จะได้

$$\begin{aligned} E(1/u) &= \frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta^\alpha} \int_0^{\infty} y^{(\alpha-1)-1} e^{-y} \beta dy (\beta^{\alpha-2}) \\ &= \frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta} \int_0^{\infty} y^{(\alpha-1)-1} e^{-y} dy \\ &= \frac{1}{\Gamma(\alpha)\beta} \Gamma(\alpha-1) \\ &= \frac{(\alpha-2)!}{(\alpha-1)!\beta} \\ &= \frac{(\alpha-2)!}{\beta(\alpha-1)(\alpha-2)!} \\ &= \frac{1}{\beta(\alpha-1)} \end{aligned}$$

แทน $\alpha = \frac{m}{2}$ และ $\beta = 2$

ดังนั้น

$$\begin{aligned} E(1/u) &= \frac{1}{2\left(\frac{m}{2}-1\right)} \\ &= \frac{1}{m-2} \end{aligned}$$

ค.4 แสดงว่า $E_{\theta_x} [(Y - X\beta)'(Y - X\beta)] = n\sigma^2 + (\beta - \beta^+)'X'X(\beta - \beta^+)$

ดังนี้

$$\begin{aligned} E_{\theta_x} [(Y - X\beta)'(Y - X\beta)] &= E_{\theta_x} \{[(Y - X\beta^+) + (X\beta^+ - X\beta)][(Y - X\beta^+) + (X\beta^+ - X\beta)]\} \\ &= E_{\theta_x} \{(Y - X\beta^+)'(Y - X\beta^+)\} + E_{\theta_x} \{(Y - X\beta^+)'(X\beta^+ - X\beta)\} \\ &\quad + E_{\theta_x} \{(X\beta^+ - X\beta)'(Y - X\beta^+)\} + E_{\theta_x} \{(X\beta^+ - X\beta)'(X\beta^+ - X\beta)\} \\ &= E_{\theta_x} \{(Y - X\beta^+)'(Y - X\beta^+)\} + \{(X\beta^+ - X\beta)'(X\beta^+ - X\beta)\} \\ &= E_{\theta_x} \{(Y - X\beta^+)'(Y - X\beta^+)\} + (\beta - \beta^+)'X'X(\beta - \beta^+) \end{aligned}$$

เพราะว่า

$$\begin{aligned} &= E_{\theta_x} \{(Y - X\beta^+)'(X\beta^+ - X\beta)\} \\ &= E_{\theta_x} \{Y'(X\beta^+) - Y'(X\beta) - (X\beta^+)'(X\beta^+) + (X\beta^+)'(X\beta)\} \\ &= E_{\theta_x} (Y')(X\beta^+) - E_{\theta_x} (Y')(X\beta) - (X\beta^+)'(X\beta^+) + (X\beta^+)'(X\beta) \\ &= (X\beta^+)'(X\beta^+) - (X\beta^+)'(X\beta) - (X\beta^+)'(X\beta^+) + (X\beta^+)'(X\beta) \\ &= 0 \end{aligned}$$

และ $E_{\theta_x} \{(X\beta^+ - X\beta)'(Y - X\beta^+)\}$

$$\begin{aligned} &= E_{\theta_x} \{(X\beta^+)'Y - (X\beta^+)'(X\beta^+) - (X\beta)'Y + (X\beta)'(X\beta^+)\} \\ &= (X\beta^+)' E_{\theta_x} (Y) - (X\beta^+)'(X\beta^+) - (X\beta)' E_{\theta_x} (Y) + (X\beta)'(X\beta^+) \\ &= (X\beta^+)'(X\beta^+) - (X\beta^+)'(X\beta^+) - (X\beta)'(X\beta^+) + (X\beta)'(X\beta^+) \\ &= 0 \end{aligned}$$

เนื่องจาก $E_{\theta_x} \{(Y - X\beta^+)'(Y - X\beta^+)\} = n\sigma^2$

เพราะฉะนั้น

$$E_{\theta_x} [(Y - X\beta)'(Y - X\beta)] = n\sigma^2 + (\beta - \beta^+)'X'X(\beta - \beta^+)$$

ค.5 แสดง $E_{\theta_k}(\ln \hat{\sigma}^2) = \ln \sigma^{+2} + \ln \frac{n-p}{n} - \frac{1}{n-p}$ โดยใช้อนุกรมเทเลอร์ (Taylor Expansion) ดังต่อไปนี้

พิจารณา z เป็นตัวแปรสุ่มที่มีการแจกแจงแบบ $\chi^2(n)$ และ $E(z) = n$ ดังนั้นอนุกรมเทเลอร์ของ $\ln z$ คือ

$$\begin{aligned}\ln z &= \ln(E(z)) + \ln'(E(z))(z - E(z)) + \frac{1}{2} \ln''(E(z))(z - E(z))^2 + \dots \\ &\approx \ln n + \frac{1}{n}(z - n) - \frac{1}{2n^2}(z - n)^2\end{aligned}$$

ดังนั้น

$$\begin{aligned}E(\ln z) &= \ln n + \frac{1}{n}E(z - n) - \frac{1}{2n^2}E(z - n)^2 \\ &= \ln n - \frac{1}{2n^2}E(z - n)^2 \\ &= \ln n - \frac{1}{2n^2}(E(z^2) - 2nE(z) + n^2) \\ &= \ln n - \frac{1}{2n^2}(E(z^2) - n^2) \\ &= \ln n - \frac{1}{2n^2}(n^2 + 2n - n^2) \\ &= \ln n - \frac{1}{n}\end{aligned}$$

เนื่องจาก $\frac{n\hat{\sigma}^2}{\sigma^{+2}} \sim \chi^2(n-p)$

เพราะฉะนั้น $E\left(\ln \frac{n\hat{\sigma}^2}{\sigma^{+2}}\right) = \ln(n-p) - \frac{1}{n-p}$

$$E\left[\ln \hat{\sigma}^2 + \ln n - \ln \sigma^{+2}\right] = \ln(n-p) - \frac{1}{n-p}$$

ดังนั้น

$$\begin{aligned}E\left[\ln \hat{\sigma}^2\right] &= \ln \sigma^{+2} - \ln n + \ln(n-p) - \frac{1}{n-p} \\ &= \ln \sigma^{+2} + \ln \frac{(n-p)}{n} - \frac{1}{n-p}\end{aligned}$$