

Bayes risk and information inequalities

筑波大 数学 佐藤道一 (Michikazu Sato)

筑波大 数学 赤平昌文 (Masafumi Akahira)

§1 はじめに

Brown & Gajek (1990) (以下 [BG]) は、点推定で、適当な条件の下での Fisher 情報量を用いた Bayes 危険の下界を与えている。しかし、上記論文では事前密度が絶対連続であることを仮定しているので、例えば *proper* な一様分布の場合は適用できない。§2 ではそのような場合について考察し、§§3~4 では細かい注意を与え、§5 では評価の比較をし、§§6~7 ではミニマックス危険の下界を与える。

§2 Bayes 危険の下界について

確率変数 X はある有限測度 ν に関する密度 p_θ を持つとする。 θ は母数で、母数空間 Θ は $\mathbb{R}$ の区間とする。 θ の点推定を考える。 $a \in \mathbb{R}$ を推定値としたときの損失を

$$L(\theta, a) := (\theta - a)^2 \quad (2.1)$$

で定める。推定量 $T = T(X)$ に対して

$$R(\theta, T) := E_{\theta} L(\theta, T)$$

とし、事前密度 g に対して

$$B(g, T) := \int R(\theta, T) g(\theta) d\theta$$

$$B(g) := \inf_T B(g, T)$$

とする。 $B(g)$ を g の下での Bayes 危険 (Bayes risk) という。以上のことは §7 まで仮定する。但し、「標本の大きさが n 」というときは X のかわりに $X_1, \dots, X_n$ i.i.d. とする。なお、(2.1) のかわりに

$$L(\theta, a) := m(\theta) (\theta - a)^2, \quad m(\theta) > 0$$

とした場合は、§4 までは $m(\theta)g(\theta)$ を $g(\theta)$ と考え直せば (2.1) の場合に戻着される。

次の (2a) ~ (2e) を仮定する。なお、「a.e. の θ 」というときは Lebesgue 測度に関してである。また、「 $[\theta_1, \theta_2]$ において C^n 」というときは θ_1 では右微分、 θ_2 では左微分を考えるので (2b) は矛盾した仮定ではないことに注意する。

(2a) $\theta_1, \theta_2 \in \overline{\Theta}$, $\theta_1 < \theta_2$ があって a.e. の $\theta \in (\theta_1, \theta_2)$ に対して Fisher 情報量

$$I(\theta) := E_{\theta} \left[\left\{ \frac{\partial}{\partial \theta} \log p_{\theta}(X) \right\}^2 \right]$$

が確定し、 $V(\theta) := \frac{1}{I(\theta)}$ として $0 < V(\theta) \leq \infty$

である。

(2b) 事前密度 g は $[\theta_1, \theta_2]$ において C^1 で $g(\theta) > 0$,
 その他では $g(\theta) = 0$ である。

(2c) 事前密度 g の下での Bayes 推定量

$$T_g(x) = \frac{\int_{\theta_1}^{\theta_2} \theta p_\theta(x) g(\theta) d\theta}{\int_{\theta_1}^{\theta_2} p_\theta(x) g(\theta) d\theta}$$

に対して、 $\theta \mapsto E_\theta T_g$ ($\theta \in (\theta_1, \theta_2)$) は
 $[\theta_1, \theta_2]$ における C^2 函数に拡張できる。

(2d) T_g に対して、a.e. の $\theta \in (\theta_1, \theta_2)$ で
 Cramér-Rao の不等式 [以下 CR と書く]

$$\text{Var}_\theta T_g \geq V(\theta) \left\{ \frac{d}{d\theta} E_\theta T_g \right\}^2$$

が成り立つ。

(2e) V_1 を $[\theta_1, \theta_2]$ において C^1 で

$$V_1(\theta) \leq V(\theta) \quad \text{a.e. } \theta \in (\theta_1, \theta_2)$$

$$0 < V_1(\theta) < \infty \quad \forall \theta \in [\theta_1, \theta_2]$$

となる函数とする。

注意 $V = V_1$ として (2e) が満たされればそのときが
 最もよい評価となるが、下界を具体的に求めるのには一般に
 は支障がある。

このとき、 $h(\theta) := E_\theta T_g - \theta$ とすると、

$$R(\theta, T) \geq V_1(\theta) \{1 + h'(\theta)\}^2 + h^2(\theta)$$

$$B(g) = B(g, T_g) \geq \int \{V_1(1 + h')^2 + h^2\} g d\theta \quad (2.2)$$

となる。そこで、 $[\theta_1, \theta_2]$ における C^2 函数 $y = y(\theta)$ に対して、

$$J(y) := \int \{V_1(1 + h')^2 + h^2\} g d\theta$$

とかく、境界条件 $y(\theta_1) = c_1$, $y(\theta_2) = c_2$ を指定して $J(y)$ を最小にしよう。 η を $[\theta_1, \theta_2]$ における C^2 函数で $\eta(\theta_1) = \eta(\theta_2) = 0$, $\eta \neq 0$ とし、 α を定数として $J(y + \alpha\eta) - J(y)$ を考えることにより、 y で $J(y)$ を最小にするための必要十分条件は、上の仮定を満たすすべての η に対して

$$\int \{V_1 \eta'(1 + y') + \eta y\} g d\theta = 0 \quad (2.3)$$

となることである。部分積分により、(2.3) は

$$\int \eta \{y''(V_1 g) + (1 + y')(V_1 g)' - g y\} d\theta = 0 \quad (2.4)$$

と書きかえられる。これが仮定を満たすすべての η に対して成り立ったための必要十分条件は、 y が微分方程式

$$y''(V_1 g) + (1 + y')(V_1 g)' - g y = 0$$

の解となることである。この微分方程式は

$$y'' + \tilde{g} y - \frac{1}{V_1} y + \tilde{g} = 0 \quad (2.5)$$

$$\text{但し } \tilde{g} := (\log V_1 g)'$$

と書きかえられる。

補題 2.1 微分方程式 (2.5) は任意の境界条件に対してただ1つの解を持ち、解は C^2 である。

証明 ただ1つ持つことを示すには、

$$y'' + \tilde{g} y' - \frac{1}{V_1} y = 0, \quad y(\theta_1) = y(\theta_2) = 0 \quad (2.6)$$

の解が $y \equiv 0$ に限ることを示せばよい [例えば、草野 (1971) p. 49]。それには、否として最大 (小) 値での符号を考えて矛盾を導けばよい。 C^2 は (2.5) の y'' 以外の項を移項すればよい。 $\square$

定理 2.1 上記の仮定の下で、微分方程式 (2.5) の一般解を $y = y_0 + A y_1 + B y_2$ (y_1, y_2 は一次独立) の形に表すと、 $J(y)$ は、 y を $[\theta_1, \theta_2]$ における C^2 函数全体を動かしたときに最小値 J_0 を持ち、

$$B(g) \geq J_0 = \frac{a_0 b_0 c_0 + 2 f_0 g_0 h_0 - a_0 f_0^2 - b_0 g_0^2 - c_0 h_0^2}{a_0 b_0 - h_0^2}$$

となる。但し、

$$a_0 := \int (V_1 y_1'^2 + y_1^2) g d\theta$$

$$b_0 := \int (V_1 y_2'^2 + y_2^2) g d\theta$$

$$c_0 := \int \{ V_1 (1 + y_0')^2 + y_0^2 \} g d\theta$$

$$f_0 := \int \{V_1(1+y'_0)y'_2 + y_0 y_2\} g d\theta$$

$$g_0 := \int \{V_1(1+y'_0)y'_1 + y_0 y_1\} g d\theta$$

$$h_0 := \int (V_1 y'_1 y'_2 + y_1 y_2) g d\theta$$

とする。

証明 $J(y_0 + Ay_1 + By_2)$ は A, B の2次式であり、

$$\langle y_1, y_2 \rangle := \int (V_1 y'_1 y'_2 + y_1 y_2) g d\theta$$

に *Cauchy-Schwarz* の不等式を適用して $h_0^2 < a_0 b_0$

を得る。そこで $\begin{pmatrix} a_0 & h_0 \\ h_0 & b_0 \end{pmatrix}$ の固有値を λ_1, λ_2 とすると、

$\lambda_1, \lambda_2 > 0$ であり、座標変換を考え [例えば、石谷 (1981)],

$$\text{最小値は } J_0 = \frac{\begin{vmatrix} \lambda_1 & & \\ & \lambda_2 & \\ & & J_0 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \lambda_1 & \\ & \lambda_2 \end{vmatrix}} = \frac{\begin{vmatrix} a_0 & h_0 & g_0 \\ h_0 & b_0 & f_0 \\ g_0 & f_0 & c_0 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} a_0 & h_0 \\ h_0 & b_0 \end{vmatrix}}$$

となる。

□

例2.1 $\theta_1 = \theta_0 - \delta, \theta_2 = \theta_0 + \delta$ ($\delta > 0$) とする。

$\lambda \in \mathbb{R}$ として、事前密度 g を

$$g(\theta) := \frac{e^{\lambda(\theta - \theta_0)}}{\varphi(\lambda)} \quad (|\theta - \theta_0| < \delta)$$

で定める。但し、

$$\varphi(\lambda) := \int_{-\delta}^{\delta} e^{x\theta} d\theta = \begin{cases} \frac{e^{\delta\lambda} - e^{-\delta\lambda}}{\lambda} & (\lambda \neq 0) \\ 2\delta & (\lambda = 0) \end{cases}$$

とする。(2a)(2c)(2d) と、次の (2f)

(2f) $v_* := \inf_{\theta_1 < \theta < \theta_2} V(\theta)$, $0 < v_* < \infty$, $V_1 \equiv v_*$
を仮定する. このとき、

$$B(g) \geq J_0 = v_*(v_*\lambda^2 + 1) - \frac{v_* \sum_{j=1}^2 \nu_j^2 (v_* \nu_j^2 + 1) \varphi^2(\nu_j)}{\rho^2 \varphi(\rho) \varphi(\lambda)}$$

$$\text{但し } \rho := \sqrt{\lambda^2 + \frac{4}{v_*}}, \quad \nu_1 := \frac{-\lambda + \rho}{2}, \quad \nu_2 := \frac{-\lambda - \rho}{2}$$

となる. 特に $\lambda = 0$ のときは事前分布は一様分布 $U(\theta_1, \theta_2)$ となり、

$$B(g) \geq J_0 = v_* \left(1 - \frac{\sqrt{v_*} \kappa}{\delta} \right) \quad (2.7)$$

$$\text{但し } \sigma = e^{\frac{\delta}{\sqrt{v_*}}}, \quad \kappa = \frac{\sigma - \sigma^{-1}}{\sigma + \sigma^{-1}} \quad (0 < \kappa < 1)$$

となる. なお、(2f) のかわりに

(2g) $0 < v_* \leq \inf_{\theta_1 < \theta < \theta_2} V(\theta)$, $v_* < \infty$, $V_1 \equiv v_*$
としても成り立つ.

証明 まず、 $\theta_0 = 0$ としてよい.

$y_0 \equiv v_* \lambda$, $y_1 = e^{\nu_1 \theta}$, $y_2 = e^{\nu_2 \theta}$ であり、定理 2.1 の式に代入すればよい. $\square$

なお、 g を $[BG]$ の仮定を満たすもので近似して極限をとるという方法では、通常は (常に?) $[BG]$ の記号で $D \rightarrow \infty$ となってしまう不都合が生ずる.

§3 下界達成について

§2で、 $B(g) = J_0$ とはならないのがむしろ普通である。
まず正則条件を述べる。 T_g は (2c) の記号である。

$$(3a) \quad p_\theta(x) > 0 \quad \forall x \quad \forall \theta \in (\theta_1, \theta_2)$$

(3b) 任意の x を固定したとき、 $\theta \mapsto p_\theta(x)$ は
 (θ_1, θ_2) で C^1 である。

(3c) $\int p_\theta(x) \nu(dx)$ は $\theta \in (\theta_1, \theta_2)$ において θ
について積分記号内で微分可能である。

(3d) $\int T_g(x) p_\theta(x) \nu(dx)$ は $\theta \in (\theta_1, \theta_2)$ にお
いて θ について積分記号内で微分可能である。

(3e) V_1 は $[\theta_1, \theta_2]$ において C^1 で、(2a) の記
号で

$$0 < V_1(\theta) \leq V(\theta) < \infty \quad \forall \theta \in (\theta_1, \theta_2)$$

である。

(3f) $\theta \mapsto \text{Var}_\theta T_g$ は (θ_1, θ_2) で連続である。

定理 3.1 (2b), (2c), (3a) ~ (3f) [従って,
(2a) ~ (2e)] を仮定する。このとき、 $B(g) = J_0$
なり、 $\nu(K) = 0$ となる K があって、

$$p_\theta(x) = c(\theta) h(x) e^{q(\theta) T_g(x)}$$

$$(x \notin K, \theta \in (\theta_1, \theta_2))$$

ここで、 $c, h > 0$, q は狭義単調, c, q は C^1

と表されなければならない。

注意 T_g は本質的に有界である。

証明 $B(g) = J_0$ なる g は (2.5) の解でなければならないが、 $E_\theta T_g$ が定数なる矛盾が生ずる。あとは *Wijsman* (1973) (以下 [W]) による。 $\square$

なお、[W] の正則条件をゆるめた場合については *Joshi* (1976) が述べている。

定理 3.2 ν -a. e. で定数でない推定量 T_0 があって、(2c), (3a) ~ (3e) (但し、(2c)(3d) は T_g のかわりに T_0 とする) が成り立ち、 T_0 に対して任意の $\theta \in (\theta_1, \theta_2)$ で CR の等号が成立すると仮定する。このとき、事前密度 g に対して (2b)(3d) が成り立ち、 $B(g) = J_0$ となるならば、 T_0 は本質的に有界で、 V_1, g, T_g は次の形に表されなければならない。

$$V_1(\theta) = V(\theta) \quad (\theta_1 < \theta < \theta_2) \quad (3.1)$$

$$g(\theta) = c I \exp \int_{\theta_1}^{\theta} \frac{(\alpha m - \theta + \beta) I - \alpha m''}{\alpha m'} d\theta \quad (\theta_1 < \theta < \theta_2) \quad (3.2)$$

$$T_g = \alpha T_0 + \beta \quad \nu\text{-a. e.} \quad (3.3)$$

但し、 $m(\theta) := E_\theta T_0$ とし、積分は「原始函数をしっかりと固定する」という意味であり、 $\alpha (\neq 0), \beta, c$ は定数である。

更に、区間 $K \subset \overline{(\theta_1, \theta_2)}$ があって、任意の $\theta_1, \theta_2 \in K$ ($\theta_1 < \theta_2$)

に対して仮定が成り立つとき、 $\alpha, \beta \in \mathbb{R}$ ($\alpha \neq 0$), $\theta_1 \in K$ を固定して $\theta_2 \in K$ ($\theta_2 > \theta_1$) を動かして g を (3.2) で定めるとき、(3d) を満たし $B(g) = J_0$ となる θ_2 は高々 1 つしかない。 α, β, θ_2 を固定して θ_1 を動かしても同様である。

証明 g が仮定を満たすと、 $[W]$ より (3.3) と表され、 T_0 は本質的に有界で、 $m'(\theta) \neq 0$ は CR 達成と (3a) と T_0 が $\mathbb{R}$ -a.e. で定数ではないことから得られ、(3.1) はこのことと J_0 達成、(2b) (3b) (3e) と Fatou の補題から得られ、 $\alpha \neq 0$ は定理 3.1 の証明の過程から得られる。(3.3) から h を求めて (2.5) に代入して g について解けば (3.2) が得られる。後半の θ_2 の一意性を示そう。2 つあったとし、 $\theta_2^*, \theta_2^{**} \in K$ ($\theta_1 < \theta_2^* < \theta_2^{**}$) とすると、

$$g_1(\theta) := I \exp \int_{\theta_1}^{\theta} \frac{(\alpha m - \theta + \beta) I - \alpha m''}{\alpha m'} d\theta$$

として、

$$\alpha T_0(x) + \beta = \frac{\int_{\theta_1}^{\theta_2^*} \theta p_\theta(x) g_1(\theta) d\theta}{\int_{\theta_1}^{\theta_2^*} p_\theta(x) g_1(\theta) d\theta} = \frac{\int_{\theta_1}^{\theta_2^{**}} \theta p_\theta(x) g_1(\theta) d\theta}{\int_{\theta_1}^{\theta_2^{**}} p_\theta(x) g_1(\theta) d\theta}$$

が $\mathbb{R}$ -a.e. の x , 従って少なくとも 1 つの x (それを固定する) で成り立つので、上式の値を a として、

$$F(\theta_2) := \int_{\theta_1}^{\theta_2} (\theta - a) p_\theta(x) g_1(\theta) d\theta$$

の増減を考えれば矛盾が得られる。 □

例 3.1 $X \sim N(\theta, 1)$ のとき、(2b) を満たす任意の g

に対して、 $B(g) > J_0$ である。 $\square$

例 3.2 $X \sim B(n, \theta)$ のとき [(2a) より
 $0 < \theta_1 < \theta_2 < 1$] 定理 3.2 で $T_0 = X$ とし、 $B(g) = J_0$
 ならば

$$g(\theta) = c \theta^{\frac{\beta}{\alpha}-1} (1-\theta)^{\frac{-\beta+1}{\alpha}-n-1} \quad (\theta_1 < \theta < \theta_2)$$

でなければならぬ。 $\square$

なお、実際に $B(g) = J_0$ となる例があるかどうかは不明である。

§4 仮定が満たされない場合について

仮定 (2b) より、 g は θ_1, θ_2 で不連続である。これが満たされない場合は微分方程式 (2.5) が任意の境界値に対して解を持つとは限らない。例として、 $\theta_1 = 0, \theta_2 = \delta > 0$ とし、

$$g(\theta) = c \theta^\lambda \quad (0 \leq \theta \leq \delta)$$

の場合を考える。(2a)(2c)(2d)(2f) を仮定する。

$\lambda < 0$ なら $\theta \downarrow 0$ のとき $g(\theta) \rightarrow \infty$ となるので (2.5) に持ち込む以前の部分積分で問題があるので除外する。 $\lambda = 0$ なら例 2.1 である。 $\lambda > 0$ の場合を考える。(2.5) は

$0 < \theta \leq \delta$ で考え、 $y(0) = \lim_{\theta \downarrow 0} y(\theta)$ とする。解の 1 つは

$$y_0 = - \sum_{j=0}^{\infty} \frac{\theta^{2j+1}}{\langle \begin{smallmatrix} 2j+1 \\ \lambda \end{smallmatrix} \rangle \langle \begin{smallmatrix} 2j+1 \\ \lambda \end{smallmatrix} \rangle}$$

$$\text{但し, } \langle \begin{smallmatrix} n \\ 0 \end{smallmatrix} \rangle = 1, \quad \langle \begin{smallmatrix} n \\ j \end{smallmatrix} \rangle = \underset{\uparrow}{n} (n-2) (n-4) \cdots (n-2j+2) \underset{\uparrow}{j \text{ 個}}$$

となる。この収束半径は ∞ である。あとは齊次方程式を吟味すればよい。それには Frobenius の理論 [例えば、笠原 (1982), 草野 (1971)] を用いる。 $\lambda \geq 1$ なら任意の c_1 に対し、ただ1つの c_2 に対してのみ解を持つ。 $0 < \lambda < 1$ なら任意の境界値に対して解を持つ。この解に対し、(2.5) に持ち込むまでの計算が正しいことを別途確かめる必要がある。但し $J(y)$ の y の動かす範囲は $(0, \delta]$ で $\mathbb{C}^2$ で 0 で右連続と変える。 η も同様に変える。吟味しなければならないのは、 y が解のとき $J(y) < \infty$ であることと、(2.3) から部分積分によって (2.4) に持ち込む際

$$\lim_{\delta \downarrow 0} \eta (1 + y') (V_1 g) = 0$$

が成り立つことである。それは今の場合は成り立つ。

§5 評価の比較

$\theta_1 = \theta_0 - \delta$, $\theta_2 = \theta_0 + \delta$ ($\delta > 0$) とし、事前密度を

$$g(\theta) := \frac{1}{\delta} \cos^2 \frac{\pi}{2\delta} (\theta - \theta_0) \quad (|\theta - \theta_0| < \delta)$$

で定める。この事前分布を $\text{Co}_1^2(\theta_0, \delta)$ で表すことにする。

(2a)(2d)(2f) [もしくは (2g)] と次の (5a)

(5a) (2c) の記号で $\theta \mapsto E_\theta T_g$ は $[\theta_1, \theta_2]$ における
絶対連続函数に拡張できる。

を仮定する。このとき、Borovkov & Sakanienko (1980)
(以下 [BS]), [BG] より、

$$B(g) > v_* \left(1 + \frac{\pi^2 v_*}{\delta^2} \right)^{-1} \quad (5.1)$$

となる。なお [BG] では (5a) のかわりに微分可能としてあるが、これには疑問の余地がある。一般に f が $[x_1, x_2]$ で C^1 なら絶対連続だが、微分可能でも絶対連続とは限らない [吉田 (1965) pp. 232-233]。なお今の例で、 V は絶対連続とは限らないが、 V_1 が絶対連続なので [BG] の系 2.3 と注意 2.5 を用いるのに支障はない。注意 2.8 も同様である。

一般に、

$$R^*(T) := \sup_{\theta} R(\theta, T), \quad r^* := \inf_T R^*(T)$$

とする。 r^* をミニマックス危険 (minimax risk) といい、
 $R^*(T_0) = r^* < \infty$ のとき T_0 はミニマックスであるという。

一般に、 $r^* \geq B(g)$ が成り立つので、 $\S 2$ 及び [BS],

[BG] の $B(g)$ の評価は r^* の評価と考えることができる。

そこで例 2.1 の (2.7) と今の (5.1) の右辺を r^* の評価と

考え、この良し悪しを考えると、 v_* が十分小さいときは (5.1) の方が良い評価であり、 v_* が十分大きいときは (2.7) の方が良い評価である ($x = \frac{\delta}{\sqrt{v_*}}$ とし、

$$x^3 \left\{ \frac{(2.7) \text{ の 右 辺}}{(5.1) \text{ の 右 辺}} - 1 \right\} \rightarrow -\pi^3 < 0 \quad (x \uparrow \infty)$$

$$(e^{2x} + 1) \left\{ \frac{(2.7) \text{ の 右 辺}}{(5.1) \text{ の 右 辺}} - 1 \right\} \rightarrow \frac{2\pi^2}{3} - 2 > 0 \quad (x \downarrow 0)$$

による)。なお、標本の大きさが n のときを考えると (r^* を r_n^* と書く)、 v_* は $\frac{v_*}{n}$ で置き換えられるので、今のこ
とより漸近的には (5.1) の方が良い評価で、

$$nr_n^* > v_* \left(1 + \frac{\pi^2 v_*}{\delta^2 n} \right)^{-1} \quad (5.2)$$

となるが、固定した n に対しては (2.7) の方が良い評価となることもある。なお、後述のように、(5.2) も一般には漸近的によい評価とはいえない。

§6 ミニマックス危険の下界について (固定標本)

r^* の良い評価を得るには、一般には事前分布の族を考えて極限操作をする必要がある。また §5 のように v_* を用いるのではなく、

$$v^* := \sup V(Q)$$

但し $\sup$ は $V(\theta)$ が確定する範囲の θ を動かす。
を用いるべきである。まず正則条件を述べる。

(6a) θ_0 があって $(\theta_0, \infty) \subset \textcircled{H}$ であり、a.e. の
 $\theta > \theta_0$ に対して (2a) の $V(\theta)$ が確定する。

(6b) 任意の有界推定量 T に対して、 $\theta \mapsto E_\theta T$ は
 (θ_0, ∞) に含まれる任意の有界閉区間上で絶対連続
で、a.e. の $\theta > \theta_0$ で CR が成り立つ。

定理 6.1 (6a)(6b) を仮定する。このとき、

$$r^* \geq \liminf_{\theta \rightarrow \infty} V(\theta) [=: v_\infty]$$

である。

証明 $v_\infty > 0$ としてよい。 $0 < M < \infty$ を固定し、十分大
きい $k \in \mathbb{N}$ に対して、

$$v_*(k) := \min \left\{ \inf_{\theta > k} V(\theta), M \right\}$$

とすると、 v_* は単調増加で、

$$\lim_{k \rightarrow \infty} v_*(k) = \min \{v_\infty, M\}$$

であり、事前分布を $\text{Cos}^2(2k, k)$ として、(5.1) より

$$r^* > v_*(k) \left(1 + \frac{\pi^2 v_*(k)}{k^2} \right)^{-1}$$

だから、 $k \rightarrow \infty$ として、

$$r^* \geq \min \{v_\infty, M\}$$

となり、これが任意の $0 < M < \infty$ で成り立つので $r^* \geq v_\infty$

である。 □

注意 $v_\infty = v^*$ でないときはあまり良い評価ではない。
 なお、 $\theta \rightarrow \infty$ のかわりに $\theta \rightarrow -\infty$ を考えても同様である。

許容性については、次のことが成り立つ。まず正則条件を述べる。

(6c) $\Theta = \mathbb{R}$ で、任意の θ に対して (2a) の $V(\theta)$ が確定し、 $0 < V(\theta) < \infty$ である。

(6d) $\lim_{\theta \rightarrow \infty} V(\theta)$, $\lim_{\theta \rightarrow -\infty} V(\theta)$ が有限確定である。

(6e) $E_\theta T^2 < \infty \quad \forall \theta$ を満たす任意の推定量 T に対して $E_\theta T$ は θ に関して微分可能で CR が成り立つ。

定理 6.2 (6c) ~ (6e) を仮定する。このとき、 θ の不偏推定量 T_0 が CR で任意の θ で等号が成り立てば、 T_0 は許容的である。

証明 鍋谷 (1978) 定理 6.2.1 と同様である。なお、数列 $\{\theta_i\}$ は θ に対して $[\theta_i, \theta_{i+1}]$ で平均値の定理を用いれば得られる。 □

例 6.1 定理 6.1 で特に $v_\infty = v^* < \infty$ で、 θ の不偏推定量 T_0 が CR で任意の θ で等号が成り立てば T_0 はミニマックスである。例えば $X \sim N(\theta, 1)$ ($\Theta = \mathbb{R}$) のとき X はミニマックスであり、定理 6.2 より許容的である。なお、 $\Theta = (0, \infty)$ としてもミニマックスであるが、この場合は

$\max\{X, 0\}$ で改良されるので非許容的である。 □

§7 ミニマックス危険の下界について (漸近論)

§6 では固定標本で考えたが、④が有界のときは、後述の例7.1のように固定標本ではうまくいかない。この場合、正則条件の下で漸近的に良い評価を与えることができる。

$T_n = T_n(X_1, \dots, X_n)$ を標本の大きさが n のときの推定量とする。

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{r_n^*}{R^*(T_n)} = 1 \quad (\text{但し } \frac{0}{0} = 1 \text{ とする。})$$

が成り立つとき、 T_n は (厳密には $\{T_n\}_{n=1}^{\infty}$ は) 漸近的にミニマックスであるという。

正則条件を述べる。

(7a) $-\infty \leq \theta_0 < \theta_1 < \infty$ があって $(\theta_0, \theta_1) \subset \Theta$

で、a.e. の $\theta \in (\theta_0, \theta_1)$ で $V(\theta)$ が確定して

$v^* = \lim_{\theta \downarrow \theta_0} V(\theta)$ である。

(7b) 任意の有界推定量 T_n に対して、 $\theta \mapsto E_{\theta} T_n$ は

(θ_0, θ_1) に含まれる任意の有界閉区間上で絶対連続

で、a.e. の $\theta \in (\theta_0, \theta_1)$ で $C^1 R$ が成り立つ。

定理7.1 (7a), (7b) を仮定する。このとき、

$$\liminf_{n \rightarrow \infty} n r_n^* \geq v^*$$

である。

証明 $\theta_0 = -\infty$ のときは定理 6.1 (と注意) より

$n r_n^* \geq v^*$ だから当然成り立つ。否のときを示せばよい。

$\theta_0 = 0$, $v^* > 0$ としよ。 $0 < M < \infty$ を固定して、

$$V_+(\delta) := \min \left\{ \inf_{0 < \theta < \delta} V(\theta), M \right\}$$

とすると、(7a) より

$$V_+(\delta) \rightarrow \min \{v^*, M\} \quad (\delta \downarrow 0)$$

だから、十分小さい $\delta > 0$ に対して、事前分布を

$\mathcal{C}_2^2(2\delta, \delta)$ とし、(5.2) より

$$n r_n^* > V_+(3\delta) \left(1 + \frac{\pi^2 V_+(3\delta)}{\delta^2 n} \right)^{-1}$$

だから、辺々の $\liminf_{n \rightarrow \infty}$ をとり、次いで $\delta \downarrow 0$ とし、 $M \uparrow \infty$

とすればよい。 □

注意 (7a) で $\theta \downarrow \theta_0$ のかわりに $\theta \uparrow \theta_0$ を考えても同様である。また、今の定理から (5.2) は $v_* < v^*$ のときは漸近的に良くない評価であることがわかる。なか、今の定理は n を固定して意味がない。十分大きい n を固定して意味を持ち、しかも漸近的に良い評価は次の定理で得られる。

定理 7.2 (I) 次のことを仮定する。

(7c) $0 < v^* < \infty$

(7d) $\theta_0 \in \mathcal{H}^0$ で、 $\delta_0, d, k > 0$ があて、a.e. の

$\theta \in (-\delta_0, \delta_0)$ に対して

$$V(\theta_0 + \theta) \geq v^* - k|\theta|^d$$

が成り立つ.

(7e) 任意の有界推定量 T_n に対して, $\theta \mapsto E_\theta T_n$ は

$(\theta_0 - \delta_0, \theta_0 + \delta_0)$ に含まれる任意の閉区間上で

絶対連続で, a.e. の $\theta \in (\theta_0 - \delta_0, \theta_0 + \delta_0)$ で

CR が成り立つ.

このとき,

$$C := (2\pi^2 d^{-1})^{\frac{d}{d+2}} k^{\frac{2}{d+2}} (d+1) (v^*)^{\frac{d-2}{d+2}}$$

(n によらない) として,

$$\frac{n r_n^*}{v^*} > 1 - C n^{-\frac{d}{d+2}} \quad (7.1)$$

$$\text{但し, } n > 2(\pi v^*)^2 \delta_0^{-d-2} (kd)^{-1}$$

が成り立つ. 特に $d=2$ のとき,

$$\frac{n r_n^*}{v^*} > 1 - 3\pi \sqrt{\frac{k}{n}} \quad (7.2)$$

$$\text{但し, } n > (\pi v^*)^2 \delta_0^{-4} k^{-1}$$

である.

(II) (7c) と, 次のことを仮定する.

(7f) $\theta_0 \in \overline{\Theta}$ で, $\delta_0, d, k > 0$ があって, a.e. の

$\theta \in (0, \delta_0)$ に対して

$$V(\theta_0 + \theta) \geq v^* - k\theta^d$$

が成り立つ.

(7g) 任意の有界推定量 T_n に対して、 $\theta \mapsto E_\theta T_n$ は $(\theta_0, \theta_0 + \delta_0)$ に含まれる任意の閉区間上で絶対連続で、a.e. の $\theta \in (\theta_0, \theta_0 + \delta_0)$ で CR が成り立つ.

このとき、

$$D := 2^{\frac{3d}{d+2}} (\pi^2 d^{-1})^{\frac{d}{d+2}} k^{\frac{2}{d+2}} (d+1) (v^*)^{\frac{d-2}{d+2}}$$

(n によらない) として、

$$\frac{n r_n^*}{v^*} > 1 - D n^{-\frac{d}{d+2}} \quad (7.3)$$

$$\text{但し、} n > 2^{d+3} (\pi v^*)^2 \delta_0^{-d-2} (k d)^{-1}$$

が成り立つ.

証明 $\theta_0 = 0$ としてよい.

(I) $0 < \delta < \delta_0$ に対して、事前分布を $\text{Co}_2^2(0, \delta)$ とすると、標本の大きさが 1 のとき、(5.1) より、 $v^* > k\delta^d$ のとき、

$$r^* > (v^* - k\delta^d) \left\{ 1 + \frac{\pi^2}{\delta^2} (v^* - k\delta^d) \right\}^{-1}$$

なから、 $\frac{1}{1+x} > 1-x$ ($x > 0$) を用いて、

$$\frac{r^*}{v^*} > 1 - \frac{k\delta^d}{v^*} - \frac{\pi^2 v^*}{\delta^2}$$

となる。これは $v^* \leq h \delta^d$ のときを含めて成り立つ。標本の大きさが n のときは、 r^* を r_n^* , v^* を $\frac{v^*}{n}$, h を $\frac{k}{n}$ とし、

$$\frac{n r_n^*}{v^*} > 1 - \frac{h \delta^d}{v^*} - \frac{\pi^2 v^*}{\delta^2 n}$$

となる。 $\delta = c n^{-\lambda}$ ($c, \lambda > 0$) とすると、十分大きい n に対して、 $0 < \delta < \delta_0$ で、特に $\lambda = \frac{1}{d+2}$, 次いで $c = \{2(\pi v^*)^2 (h d)^{-1}\}^{\frac{1}{d+2}}$ とし (これは漸近的に評価を良くするためである。), (7.1) 式を得る。 n の範囲は $\delta < \delta_0$ を n について解けば得られる。

(II) 事前分布を $\text{Cos}^2\left(\frac{1+\varepsilon}{2}\delta, \frac{1-\varepsilon}{2}\delta\right)$ ($0 < \delta < \delta_0$, $\varepsilon > 0$ は十分小) とし、

$$r^* > (v^* - h \delta^d) \left\{ 1 + \frac{\pi^2}{\left(\frac{1-\varepsilon}{2}\delta\right)^2} (v^* - h \delta^d) \right\}^{-1}$$

だから $\varepsilon \downarrow 0$ とし、(I) と同様の計算で、

$$\frac{r^*}{v^*} > 1 - \frac{2^d h}{v^*} \left(\frac{\delta}{2}\right)^d - \frac{\pi^2 v^*}{\left(\frac{\delta}{2}\right)^2}$$

となるから、(I) で δ を $\frac{\delta}{2}$, h を $2^d h$ とし (7.3) 式を得る。 n の範囲は $\frac{\delta}{2} = c n^{-\lambda}$ とし $\delta < \delta_0$ であればよいから、 δ_0 を $\frac{\delta_0}{2}$ とし得られる。 □

この定理で、 d は仮定を満たす範囲で大きくと、た方が漸

近的に評価は良くなり、 d を固定すると k は仮定を満たす範囲で小さくと、 δ_0 が漸近的に評価は良くなる。 δ_0 は

(7.1) ~ (7.3) には現れず n の範囲に現れるだけであり、 d, k を固定すれば δ_0 は仮定を満たす範囲で大きくと、 δ_0 が n の範囲を広くできるが、一般には小さくと、 δ_0 が k をとり直して漸近的に評価を良くできる。なお、 V の最大値を与える θ の集合が区間を含むときは、その区間を

$(\theta_0 - \delta_0, \theta_0 + \delta_0)$ とし、(5.2) より

$$\frac{n r_n^*}{v^*} > \left(1 + \frac{\pi^2 v^*}{\delta_0^2 n}\right)^{-1} > 1 - \frac{\pi^2 v^*}{\delta_0^2 n}$$

とした方が漸的に良い評価である。

なお、 V が θ_0 で最大で、 $[\theta_0 - \delta_0, \theta_0 + \delta_0]$ で C^d (d は偶数) で、 $V'(\theta_0) = V''(\theta_0) = \dots = V^{(d-1)}(\theta_0) = 0$, $V^{(d)}(\theta_0) \neq 0$ のときは、 $|\theta| < \delta_0$ に対して $0 < \eta < 1$ があって

$$V(\theta_0 + \theta) = v^* + V^{(d)}(\eta\theta)\theta^d \geq v^* - k|\theta|^d$$

$$\text{但し } k := -\inf_{|\theta| < \delta_0} V^{(d)}(\theta_0 + \theta) > 0$$

となる。 $\delta_0 \downarrow 0$ とすると $k \rightarrow -V^{(d)}(\theta_0)$ となるので

$$\begin{aligned} & \liminf_{n \rightarrow \infty} n^{\frac{d}{d+2}} \left(1 - \frac{n r_n^*}{v^*}\right) \\ & \leq (2\pi^2 d^{-1})^{\frac{d}{d+2}} |V^{(d)}(\theta_0)|^{\frac{d}{d+2}} (d+1) (v^*)^{\frac{d-2}{d+2}} \end{aligned}$$

特に $d=2$ のときは

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} \sqrt{n} \left(1 - \frac{n r_n^*}{v^*} \right) \leq 3\pi \sqrt{|V''(\theta_0)|}$$

となるが、これは n を固定して意味のない式である。

例 7.1 Bernoulli 試行、すなわち

$X_1, X_2, \dots \sim B(1, \theta)$ i. i. d. $0 < \theta < 1$ の場合

$$V(\theta) = \theta(1-\theta), \quad V\left(\frac{1}{2} + \theta\right) = \frac{1}{4} - \theta^2$$

だから、 $v^* = \frac{1}{4}$, $\theta_0 = \delta_0 = \frac{1}{2}$, $d=2$, $h=1$ として
定理 7.2 (I) を用いると、

$$\frac{n r_n^*}{v^*} > 1 - \frac{3\pi}{\sqrt{n}} \quad (n \geq 10)$$

となる。もっとも自明でない評価 (すなわち、右辺 > 0) となるためには $n \geq 89$ である。 θ の不偏推定量 $U_n = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_j$ は CR で等号が成立するので、定理 7.2 (もしくは 7.1) より漸近的にミニマックスである。しかし、 U_n はミニマックスではない。正確には、

$$T_n = \frac{\sum_{j=1}^n X_j + \frac{\sqrt{n}}{2}}{n + \sqrt{n}}$$

がミニマックスで

$$r_n^* = R^*(T_n) = R(\theta, T_n) = \frac{1}{4(\sqrt{n} + 1)^2}$$

となり [例えば、鍋谷 (1978) p. 155]

$$\frac{n r_n^*}{v^*} = 1 - \frac{2\sqrt{n}+1}{n+2\sqrt{n}+1} = 1 - a_n \quad \text{但し } a_n \sim \frac{2}{\sqrt{n}}$$

と表される。従って、定理7.2 (I) で $d=2$ として仮定が満たされる場合、

$$\frac{n r_n^*}{v^*} \geq 1 - C n^{-\rho} \quad (n \text{ は十分大})$$

の形の評価を考えると、この定理の $\rho = \frac{1}{2}$ を改良することはできず、改良の余地があるとすれば C である。 $\square$

参考文献

Borovkov, A. A. & Sakhanienko, A. U. (1980)

On estimate of the expected quadratic risk,
Probab. Math. Statist. 1. 185-195. (In Russian.)

Brown, L. D. & Gajek, L. (1990) Information
inequalities for the Bayes risk. Ann. Statist.
18. 1578-1599.

石谷茂 (1981) 新数学対話4 矢線ベクトル. 現代数学社.

Joshi, V. M. (1976) On the attainment of the Cramér-
Rao lower bound, Ann. Statist. 5. 998-1002.

笠原皓司 (1982) 微分方程式の基礎. 朝倉書店.

草野尚 (1971) 境界値問題入門. 朝倉書店.

鍋谷清治 (1978) 数理統計学. 共立出版.

吉田洋一 (1965) ルベグ積分入門. 培風館.

Wijman, R. A. (1973) On the attainment of the
Cramér-Rao lower bound, *Ann. Statist.* 1.
538-542.