

推定関数と推定量一とくに推定尤度関数と最大推定量

統計数理研究所 指導 実生

I. 序

観測 X_1, \dots, X_n と parameter θ の函数 $\tilde{\gamma}_n(\theta) = \tilde{\gamma}_n(X_1, \dots, X_n; \theta)$ を使い、推定方程式 $\tilde{\gamma}_n(\theta) = 0$ をみ下す $\theta = \hat{\theta}_n$ とし、
この推定量を求める場合がある。ここでは、可測函数
 $\hat{\theta}_n = \hat{\theta}_n(X_1, \dots, X_n)$ が。

$$(1) \quad \tilde{\gamma}_n(\hat{\theta}_n) \rightarrow 0 \quad \text{in } P$$

なまときには、推定函数 $\tilde{\gamma}_n(\theta)$ による推定量と呼ぶ。このよう
な推定量、とくに最大推定量、の一貫性や漸近正規性につい
ての議論は多くなされている（たとえば Wilks [6] Section
12.5 を参照）。最近では Huber [8] が、独立、同一分布に従
う観測に対してゆるい正則条件の下でこれらの性質を推定量
がみ下していることを証明した。Markov 徒属性をもつ観測
に対しても（Rao [7] を参照）、独立非同一分布に従う観測に
対しても（Inagaki [4] を参照）、Huber の方法が適用できる
ことが示される。

我の目的の 1つは、 ϑ と一般的に推定関数と推定量の漸近的関係を論じることである。すなはち、推定関数の parameter θ の代りに、そのある推定量 T_n を入れた統計量の分布 $L(\bar{\gamma}_n(T_n))$ が

(2) $L(\bar{\gamma}_n(T_n)) \rightarrow G$ in law, 且し G はある c.d.f. なる場合について論じる。もう 1つの目的は、とくに $\bar{\gamma}_n(\theta)$ が推定尺度関数のときは、 $\bar{\gamma}_n(T_n)$ が T_n と最大推定量 $\hat{\theta}_n$ の漸近的な差を表わし、したがってその極限分布 G は、 T_n の漸近的効率の悪さを表わしていることを示すことである。

2. 推定関数と推定量の漸近的諸関係

はじめに、推定関数の基本的な性質を仮定する。しかし、これらの性質は“正則条件”から来るものである ([2], [4] [p] を参照)。

仮定

$$(3) \quad \frac{1}{\sqrt{n}} \bar{\gamma}_n(T_n) \rightarrow 0 \text{ in } P \text{ ならば } T_n \rightarrow \theta_0 \text{ in } P.$$

$$(4) \quad L[\bar{\gamma}_n(\theta_0)] \rightarrow N_k(0, S), \text{ in law}.$$

(5) 任意の正数 M に対し、 n を十分大きくすれば、

$$\sup_{|t| \leq M} \| \bar{\gamma}_n(\theta_0 + \frac{t}{\sqrt{n}}) - \bar{\gamma}_n(\theta_0) - \Lambda(\theta_0) \cdot t \| \rightarrow 0 \text{ in } P, \\ \text{as } n \rightarrow \infty.$$

ここで “ $\Lambda(\theta_0)$ ” はある positive definite 行列。

(6) 任意の $\varepsilon > 0$ に対して、ある $\delta > 0$ が存在し、 n を十分大きく取れば、

$$P\left\{\sup_{|\tau-\theta_0| \leq \delta} \frac{\|\hat{\beta}_n(\tau) - \hat{\beta}_n(\theta_0) - \Lambda(\theta_0)\sqrt{n}(\tau-\theta_0)\|}{1 + \|\Lambda(\theta_0)\sqrt{n}(\tau-\theta_0)\|} > \varepsilon\right\} \rightarrow 0$$

$\text{as } n \rightarrow \infty.$

注意：(3)式は推定量の一致性を保障する。(4)式は正則条件の下で中心極限定理により導かれる。(5), (6)式は、 $\hat{\beta}_n$ の“漸近的可微分性”を示すもので、(6)から(5)は導出されるけれども、正則条件の下で(6)を示すためには、先ず(5)を証明する必要がある。

定義：分布族 $\{\mathcal{L}[\sqrt{n}(T_n - t_0)]\}$ が relatively compact であるとは、任意の $\varepsilon > 0$ に対し、存在して $M > 0$,

$$(7) \quad P\{\|\sqrt{n}(T_n - t_0)\| > M\} < \varepsilon \quad \text{for } n.$$

(5), (6) から次の補題が明らかである。

補題 1.

$\{\mathcal{L}[\sqrt{n}(T_n - t_0)]\}$ が relatively compact ならば、

$$(8) \quad \hat{\beta}_n(T_n) - \hat{\beta}_n(t_0) - \Lambda(t_0)\sqrt{n}(T_n - t_0) \rightarrow 0, \text{ in } P.$$

補題 2.

$T_n \rightarrow t_0$ in P ならば、

$$(9) \quad \frac{\hat{\beta}_n(T_n) - \hat{\beta}_n(t_0) - \Lambda(t_0)\sqrt{n}(T_n - t_0)}{1 + \|\Lambda(t_0)\sqrt{n}(T_n - t_0)\|} \rightarrow 0 \text{ in } P.$$

上の 2 つの補題より次の 2 つの定理が来る。

定理 1.

$\{\mathcal{L}[\sqrt{n}(T_n - \theta_0)]\}$ が relatively compact であるための必要十分条件は、 $\{\mathcal{L}[\tilde{\beta}_n(T_n)]\}$ が relatively compact であることである。

証明

(必要性) $\{\mathcal{L}[\sqrt{n}(T_n - \theta_0)]\}$ が relatively compact ならば、(8)式が成り立つ。 $\{\mathcal{L}[\tilde{\beta}_n(\theta_0)]\}$ が relatively compact だから。結局 $\{\mathcal{L}[\tilde{\beta}_n(T_n)]\}$ が relatively compact である。

(十分性) $\{\mathcal{L}[\tilde{\beta}_n(T_n)]\}$ が relatively compact ならば。

$\frac{1}{\sqrt{n}} \tilde{\beta}_n(T_n) \rightarrow 0$ in P であるから、仮定(3)により、 $T_n \rightarrow \theta_0$ in P. ゆえに (9)式が成り立つ： for $\varepsilon > 0$, n が十分大であれば。

$$P\left\{ \frac{\|\tilde{\beta}_n(T_n) - \tilde{\beta}_n(\theta_0) - \Lambda(\theta_0)\sqrt{n}(T_n - \theta_0)\|}{1 + \|\Lambda(\theta_0)\sqrt{n}(T_n - \theta_0)\|} > \varepsilon \right\} < \varepsilon$$

$$\therefore P\left\{ \|\Lambda(\theta_0)\sqrt{n}(T_n - \theta_0)\| > \frac{\varepsilon + \|\tilde{\beta}_n(T_n) - \tilde{\beta}_n(\theta_0)\|}{1 - \varepsilon} \right\} < \varepsilon.$$

このことと、 $\{\mathcal{L}[\tilde{\beta}_n(\theta_0)]\}$ が relatively compact であることを用いて $\{\mathcal{L}[\Lambda(\theta_0)\sqrt{n}(T_n - \theta_0)]\}$ の relatively compact であることが示され、ゆえに $\{\mathcal{L}[\sqrt{n}(T_n - \theta_0)]\}$ の relatively compact であることが示される。 \blacksquare

定理 2.

推定量 $\hat{\theta}_n$ は条件(1)をみなし、 T_n は条件(2)をみなしすると

仮定する。このとき。

(i) $\hat{\theta}_n$ は漸近的に正規である：

$$(10) \quad \mathcal{L}[\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta_0)] \rightarrow N_k(0, \Lambda(\theta_0)^{-1} S(\Lambda(\theta_0)^{-1})'), \text{ in law.}$$

(ii) $\bar{x}_n(T_n)$ と 差 $T_n - \hat{\theta}_n$ は漸近的に同値である：

$$(11) \quad \bar{x}_n(T_n) - \Lambda(\theta_0) \sqrt{n}(T_n - \hat{\theta}_n) \rightarrow 0 \text{ in } P, \text{ いたがく, て}$$

$$(12) \quad \mathcal{L}[\Lambda(\theta_0) \sqrt{n}(T_n - \hat{\theta}_n)] \rightarrow G \text{ in law.}$$

証明

(i) 定理 1 によると、 $\{\mathcal{L}[\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta_0)]\}$ も $\{\mathcal{L}[\sqrt{n}(T_n - \theta_0)]\}$ と relatively compact であるから、 $\hat{\theta}_n$ に関して T_n に関して

(8) 式が成り立つ。しかも $\bar{x}_n(\hat{\theta}_n) \rightarrow 0$ in P_{T_n} がさす,

$$(13) \quad \bar{x}_n(\theta_0) + \Lambda(\theta_0) \sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta_0) \rightarrow 0 \text{ in } P.$$

これより (i) が出来。

(ii) 更に (8) と (13) から (11) を得る。これと (2) より (12) が得る。 \triangle

系

$\{\mathcal{L}[\sqrt{n}(T_n - \theta_0)]\}$ が relatively compact のとき。

$$T_n^* = T_n - \Lambda(T_n)^{-1} \frac{1}{\sqrt{n}} \cdot \bar{x}_n(T_n)$$

とおけば、 T_n^* は条件(i) をみなし L. L. T_n が、て (10) 式が成立す。

3. 推定尤度関数と最大推定量

$(\mathcal{X}, \mathcal{Q}, P_\theta)$ は確率空間で, $\theta \in \Theta (\subset \mathbb{R}^k)$ とする。 X_i , $i = 1, 2, \dots$ は独立な観測で, 確率測度 P_θ の下で, それを $f_i(\cdot, \theta)$, $i = 1, 2, \dots$ と \mathcal{X} 上の分布に従っている。

仮定

(14) $f_i(x, \theta)$, $i = 1, 2, \dots$ は, θ に関する共通 support をもち, $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k$ について偏微分可能である。その微分係数ベクトルを

$$\begin{aligned}\eta_i(\cdot, \theta) &= \left[\frac{\partial}{\partial \theta} \log f_i(\cdot, \theta) \right]' \\ &= \left(\frac{\partial}{\partial \theta_1} \log f_i(\cdot, \theta), \dots, \frac{\partial}{\partial \theta_k} \log f_i(\cdot, \theta) \right)'\end{aligned}$$

とし, 推定関数を

$$\hat{\gamma}_n(\theta) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n \eta_i(\cdot, \theta)$$

とするとき, P_{θ_0} の下で仮定 (3) — (6) がみたされている。

(15) $-\Lambda(\theta_0) = S$ ($= \Gamma$ の逆) である。

(16) 最大推定量 $\hat{\theta}_n$ は,

$$\hat{\gamma}_n(\hat{\theta}_n) \rightarrow 0 \text{ in } P_{\theta_0}$$

をみたしている。

このとき定理 2 によって、

(17) $\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta_0) \rightarrow N_k(0, \Gamma^{-1})$ in law
が成り立つ。更に、

$$\chi_n(h) = \sum_{i=1}^n \log \{ f_i(x_i, \theta_0 + \frac{h}{\sqrt{n}}) / f_i(x_i, \theta_0) \}$$

とおけば、次の二ことが明らかである。

補題3.

(i) 任意の $h \in R^k$ に対して、十分大きな n を考えると

$$\chi_n(h) - h' \beta_n(\theta_0) + \frac{1}{2} h' \Gamma h \rightarrow 0 \text{ in } P_{\theta_0}.$$

(ii) $\{\beta_n(\theta_0) : P_{\theta_0}\} \rightarrow N_k(0, \Gamma)$ in law.

(iii) 任意の $h \in R^k$ に対して、

$$\{\chi_n(h) : P_{\theta_0}\} \rightarrow N(-\frac{1}{2} h' \Gamma h, h' \Gamma h), \text{ in law.}$$

この補題から、 $\{P_{\theta_0, 0}\}$ と $\{P_{\theta_0, \theta_0 + \frac{h}{\sqrt{n}}}\}$ は Contiguous であるから次の補題が来る。“Contiguous”的概念は LeCam [5] による。

補題4.

確率変数 $Y_n = Y_n(X_1, \dots, X_n)$ と 任意の $h \in R^k$ に対して、

(i) $Y_n \rightarrow 0 \text{ in } P_{\theta_0} \iff Y_n \rightarrow 0 \text{ in } \{P_{\theta_0 + \frac{h}{\sqrt{n}}}\}$

(ii) 部分列 $\{m\} \subset \{n\}$ に対して、確率分布 $\{\beta_0, Y\}$ が存在し、

$$\{\beta_m(\theta_0), Y_m : P_{\theta_0}\} \rightarrow \{\beta_0, Y\}, \text{ in law}$$

ならば、

$$\{\beta_m(\theta_0), Y_m : P_{\theta_0 + \frac{h}{\sqrt{m}}}\} \rightarrow e^{h' \beta_0 - \frac{1}{2} h' \Gamma h} \{\beta_0, Y\} \text{ in law.}$$

すなわち、有界連続関数 u に対して、

$$\int u(z, y) d\{\beta_m(\theta_0), Y_m : P_{\theta_0 + \frac{h}{\sqrt{m}}}\}(z, y) \rightarrow \int u(z, y) e^{h' \beta_0 - \frac{1}{2} h' \Gamma h} d\{\beta_0, Y\}(z, y).$$

とくに、

$$(18) \quad L[\xi_n(\theta_0); P_{\theta_0 + \frac{h}{\sqrt{n}}}] \rightarrow N_k(T_h, \Gamma) \text{ in law.}$$

筆者[3]は、"一様性をキツ" 推定量の極限分布が、最尤推定量の極限分布とある分布との Convolution で表現出来る二とを示して下。 Hájek [1] はも、と一般的な条件の下でこの二とを示している。しかし、いずれの証明も複雑で、技術的であるので、確率関数を使、こも、と直観的に証明をしよう。

定理3.

任意の $h \in R^k$ に対して。

$$(19) \quad L[\Gamma \sqrt{n}(T_n - \theta_0 - \frac{h}{\sqrt{n}}); P_{\theta_0 + \frac{h}{\sqrt{n}}}] \rightarrow L \text{ in law}$$

但し、Lは h に無関係な確率分布。

$\Leftrightarrow h$ に無関係な確率分布 G が存在して

$$(20) \quad L[\xi_n(T_n); P_{\theta_0 + \frac{h}{\sqrt{n}}}] \rightarrow G \text{ in law.}$$

更に、(19), (20) のどちらか一方が成り立つとき、

$$(21) \quad L = \tilde{G} * N_k(0, \Gamma)$$

但し、 $\tilde{G}(z) = 1 - G(-z)$.

証明

証明が長くなるので (\Leftarrow) のみ示す。条件(20)と定理1から $\{\mu[\Gamma \sqrt{n}(T_n - \theta_0); P_{\theta_0}]\}$ は relatively compact である。したがって、(8)式が P_{θ_0} の下で成り立つ。ゆえに補題4.(i)から

$$(22) \quad \bar{\beta}_n(T_n) - \bar{\beta}_n(\theta_0) + \Gamma \sqrt{n}(T_n - \theta_0) \rightarrow 0 \text{ in } \left\{ P_{\theta_0 + \frac{h}{\sqrt{n}}} \right\}.$$

$\{\bar{\beta}_n(\theta_0), \bar{\beta}_n(T_n); P_{\theta_0}\}$ は relatively compact な確率過程で、任意の部分列 $\{n'\} \subset \{n\}$ に対して、部分列 $\{m\} \subset \{n'\}$ と確率分布 $\{\bar{\beta}_0, \bar{\beta}_T\}$ が存在して

$$(23) \quad \mathcal{L}[\bar{\beta}_m(\theta_0), \bar{\beta}_m(T_m); P_{\theta_0}] \rightarrow \{\bar{\beta}_0, \bar{\beta}_T\} \text{ in law.}$$

今之に補題 4 (ii) から

$$(24) \quad \mathcal{L}[\bar{\beta}_m(\theta_0), \bar{\beta}_m(T_m); P_{\theta_0 + \frac{h}{\sqrt{m}}}] \xrightarrow{e^{h' \bar{\beta}_0 - \frac{1}{2} h' \Gamma h}} \mathcal{L}[\bar{\beta}_0, \bar{\beta}_T] \text{ in law.}$$

ここで $h \in \mathbb{R}^k$ の周辺分布は、(19), (20), (24) から 任意の $h \in \mathbb{R}^k$ に対して

$$G(z) = \lim_{m \rightarrow \infty} \mathcal{L}[\bar{\beta}_m(T_m); P_{\theta_0 + \frac{h}{\sqrt{m}}}](z)$$

$$= \int \mathcal{L}[\bar{\beta}_T | \bar{\beta}_0](z) \phi(\bar{\beta}_0; \Gamma h, \Gamma) d\bar{\beta}_0$$

但し $\phi(\cdot; \mu, \Sigma)$ は $N_k(\mu, \Sigma)$ の密度関数

$\{\phi(\cdot; \Gamma h, \Gamma)\}_{h \in \mathbb{R}^k}$ は complete measures である

$$(25) \quad G(z) = \mathcal{L}[\bar{\beta}_T | \bar{\beta}_0](z) \quad \text{a.e. } \bar{\beta}_0 \text{ and any } z.$$

一方 (22) から 同様に

$$\begin{aligned} & \lim_{m \rightarrow \infty} \mathcal{L}[\Gamma \sqrt{m}(T_m - \theta_0 - \frac{h}{\sqrt{m}}); P_{\theta_0 + \frac{h}{\sqrt{m}}}] (z) \\ &= \int_{-\bar{\beta}_T + \bar{\beta}_0 - \Gamma h \leq z} e^{h' \bar{\beta}_0 - \frac{1}{2} h' \Gamma h} d\mathcal{L}[\bar{\beta}_0, \bar{\beta}_T] \\ &= \int e^{h' \bar{\beta}_0 - \frac{1}{2} h' \Gamma h} d\mathcal{L}(\bar{\beta}_0) \int_{\bar{\beta}_T \geq \bar{\beta}_0 - z - \Gamma h} d\mathcal{L}[\bar{\beta}_T | \bar{\beta}_0] \\ &\stackrel{\text{ここで (25) を使用する}}{=} \int \{1 - G(\bar{\beta}_0 - z - \Gamma h)\} \phi(\bar{\beta}_0; \Gamma h, \Gamma) d\bar{\beta}_0 \\ &= \int \tilde{G}(z-x) \phi(x; 0, \Gamma) dx \\ &= \tilde{G} * N_k(0, \Gamma)(z), \end{aligned}$$

これは部分列 $\{m\}$ のとり方によらずに、 Γ に

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathcal{L} \left[\sqrt{n} (T_n - \theta_0 - \frac{k}{\sqrt{n}}); P_{\theta_0 + \frac{k}{\sqrt{n}}} \right] (z) = \tilde{G} * N_k(0, \Gamma)(z)$$

又極限分布は Γ に無関係である。 T ならば (19), (21) が示された。 \blacksquare

参考文献

- 1 Hajek, J. (1970). A characterization of limiting distributions of regular estimates, *Z. Wahrsch. verw. Geb.*, 14, 323-330.
- 2 Huber, P.J. (1967). The behavior of maximum likelihood estimators under nonstandard conditions, *Proc. Fifth Berkeley Symp. Math. Statist. Prob.*, 1, 221-233.
- 3 Inagaki, N. (1970). On the limiting distribution of a sequence of estimators with uniformity property, *Ann. Inst. Statist. Math.*, 22, 1-13.
- 4 _____ Asymptotic relations between the likelihood estimating function and the maximum likelihood estimator,
- 5 LeCam, L. (1960). Locally asymptotically normal families of distributions, *Univ. California Publ. Statist.* 3, 37-98.
- 6 Wilks, S. (1962). *Mathematical Statistics*, John Wiley Sons, Inc., New York.
- 7 Rao, B.L.S. Prakasa (1972). Maximum likelihood estimation for markov processes, *Ann. Inst. Statist. Math.*, (to appear).