

泛函型统计量的随机加权逼近*

涂冬生

(中国科学院系统科学研究所, 北京)

§ 1 引言及一般结果

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自分布为 F (未知) 的总体的 n 个 iid. 样本。它们的经验分布为

$$F_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(X_i \leq x). \quad (1)$$

常用的许多统计量都是通过经验分布而依赖于样本的, 即能写成经验分布的泛函形式

$$T_n(X_1, X_2, \dots, X_n) = T(F_n) \quad (2)$$

例如, 样本均值 $\bar{X}_n = \int x dF_n(x)$, 样本中位数 $\tilde{X}_n = F_n^{-1}(\frac{1}{2})$ 等。我们称 T_n 为泛函型统计量, 它所实际估计的总体参数为 $T(F)$ 。设 T 在 F 处具有 Gâteaux 导数

$$\dot{T}(F)(G - F) = \frac{\partial}{\partial \varepsilon} T(F + \varepsilon(G - F))|_{\varepsilon=0} = \int \psi(x, F) dG(x) \quad (3)$$

这里 $\int \psi(x, F) dF(x) = 0$ 。我们在 F 处对 $T(F_n)$ 作 Taylor 型展开

$$T(F_n) - T(F) = \dot{T}(F)(F_n - F) + R(F_n, F) \quad (4)$$

其中 $R(G, F) = T(G) - T(F) - \int \psi(x, F) dG(x)$ 。由 Serfling [1] 中的讨论, 我们可以得到 $\sqrt{n}(T(F_n) - T(F))$ 的渐近分布。引理 1 设 $0 < \sigma^2 = \text{VAR}_F\{\psi(x, F)\} < \infty$, $\sqrt{n}R(F_n, F) \rightarrow 0$, 则

$$\sqrt{n}(T(F_n) - T(F)) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2) \quad (5)$$

由于 σ^2 通常都是未知的, 上面的结果在实际使用时并不太方便。因此, 我们希望能用样本直接构造 σ^2 的一个估计。Quenouille-Tukey 的 Jackknife 方法^[2] 和 Efron 的 Bootstrap 方法^[3] 指出了处理这一问题的一般途径。事实上, Bootstrap 方法更进一步, 它考虑的是构造 $\sqrt{n}(T(F_n) - T(F))$ 的分布的逼近, 因此可以用来处理与 $\sqrt{n}(T(F_n) - T(F))$ 的分布有关的一些统计问题。我们下面准备应用随机加权的思想^[4], 提供 $\sqrt{n}(T(F_n) - T(F))$ 的分布的一种新逼近。它也可以用来构造方差估计和置信区间等。设 V_1, V_2, \dots, V_n 为随机变量, 满足 $V_1 + V_2 + \dots + V_n = 1$ 。 V_1, V_2, \dots, V_n 的联合分布为

*1986年5月26日收到。

Dirichlet $D(1, \dots, 1)$ 分布，即 V_1, V_2, \dots, V_{n-1} 在 $\mathbf{S}_{n-1} = \{(v_1, v_2, \dots, v_{n-1}) : v_i \geq 0, \sum_{i=1}^{n-1} v_i \leq 1\}$ 上具有均匀分布

$$f(v_1, v_2, \dots, v_{n-1}) = (n-1)!$$

令 $H_n(x) = \sum_{i=1}^n V_i I\{X_i \leq x\}$ ，它称为 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的随机加权经验分布。我们用 $\sqrt{n} \cdot$

$[T(H_n) - T(F_n)]$ 的分布去模拟 $\sqrt{n}[T(F_n) - T(F)]$ 的分布。具体做法是：固定原来的 n 个样本，随机地产生 $n-1$ 个 $(0, 1)$ 上的均匀分布的样本 $U_1^{(1)}, U_2^{(2)}, \dots, U_{n-1}^{(1)}$ 。设 $U_{(1)}^{(1)}, U_{(2)}^{(1)}, \dots, U_{(n-1)}^{(1)}$ 为它们的次序统计量。记 $U_{(0)}^{(1)} = 0, U_{(n)}^{(1)} = 1$ ，令 $V_i^{(1)} = U_{(i)}^{(1)} - U_{(i-1)}^{(1)}$ ($i = 1, 2, \dots, n$)，它们即为服从 $D(1, 1, \dots, 1)$ 分布的随机变量。利用它们计算 $T_1 = \sqrt{n}(T(H_n^{(1)}) - T(F_n))$ ，得到了一个新的样本。以上步骤重复地进行 N 次，得到 T_1, T_2, \dots, T_N 。构造它们的直方图，即得到 $\sqrt{n}(T(F_n) - T(F))$ 的分布的逼近。 σ^2 的估计为

$$\hat{\sigma}_n^2 = \frac{1}{N-1} \cdot \sum_{i=1}^N (T_i - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N T_i)^2.$$

下面的定理保证了对于满足一定条件的 $T(F_n)$ ，随机加权法从样本意义上来说是可用的。

定理 I 若 $0 < \text{VAR}_F\{\psi(x, F)\} < \infty$ ，且

- (i) $P(|\sqrt{n}R(H_n, F_n)| > \varepsilon | X_1, X_2, \dots, X_n) \rightarrow 0$ a.s.，
- (ii) $\int (\psi(x, F_n) - \psi(x, F))^2 dF_n \rightarrow 0$ a.s.，

则对几乎所有样本列 X_1, X_2, \dots ，

$$\sqrt{n}(T(H_n) - T(F_n)) \xrightarrow{\mathcal{D}} N(0, \sigma^2) \quad (6)$$

这里及以下 $\mathcal{L}^*, P^*, E^*, \text{VAR}^*$ 分别表示给定 X_1, X_2, \dots, X_n 时，条件分布的弱收敛，条件概率，条件均值，条件方差等。

证 由于 $T(H_n) - T(F_n) = \dot{T}_{F_n}(H_n - F_n) + R(H_n, F_n)$ ，而由条件 (i)，对于几乎所有 $X_1, X_2, \dots, \sqrt{n}R(H_n, F_n) \xrightarrow{P} 0$ ，因此为证 (6)，由 Slutsky 定理^[1]，我们只需证明：对几乎所有样本列 X_1, X_2, \dots ，

$$\sqrt{n}\dot{T}_{F_n}(H_n - F_n) = \sqrt{n} \sum_{i=1}^n V_i \psi(X_i, F_n) \xrightarrow{\mathcal{D}} N(0, \sigma^2). \quad (7)$$

由 V_i 的取法，条件 (ii)

$$\begin{aligned} \text{VAR}^*\{\sqrt{n} \sum_{i=1}^n V_i (\psi(X_i, F_n) - \psi(X_i, F))\} &= \frac{1}{n+1} \left\{ \sum_{i=1}^n (\psi(X_i, F_n) - \psi(X_i, F))^2 - n \left[\frac{\sum_{i=1}^n (\psi(X_i, F_n) - \psi(X_i, F))}{n} \right]^2 \right\} \\ &= \frac{1}{n+1} \left\{ \int (\psi(x, F_n) - \psi(x, F))^2 dF_n - \frac{1}{n+1} \left(\int \psi(x, F_n) dF_n - \int \psi(x, F) dF_n \right)^2 \right\} \\ &\rightarrow 0 \text{ a.s.} \end{aligned}$$

因此 $\sqrt{n} \sum_{i=1}^n V_i (\psi(X_i, F_n) - \psi(X_i, F)) \xrightarrow{P^*} 0$ a.s..

而由 [4] 对样本均值的随机加权逼近的结果

$$\sqrt{n} \sum_{i=1}^n V_i \psi(X_i, F) \xrightarrow{\mathcal{D}^*} N(0, \sigma^2) \text{ a.s.}$$

于是再由 Slutsky 定理，我们即知对几乎所有样本列 X_1, X_2, \dots

$$\sqrt{n} \sum_{i=1}^n V_i \psi(X_i, F_n) = \sqrt{n} \sum_{i=1}^n V_i \psi(X_i, F) + \sqrt{n} \sum_{i=1}^n V_i (\psi(X_i, F_n) - \psi(X_i, F)) \xrightarrow{\mathcal{D}^*} N(0, \sigma^2).$$

定理得证.

§ 2 具体例子

从定理 1 中我们可以看出：为了说明随机加权法对某可微泛函型统计量是可用的，我们只要对它们验证定理 1 的条件 (i)、(ii)，在这一节中，我们讨论 Von-Mises 统计量， L 统计量等例子。

I. Von-Mises 统计量和 U 统计量

令 $T(F) = \int \int \varphi(x, y) dF(x) dF(y)$ ，其中 $\varphi(x, y) = \varphi(y, x)$. 我们称 $T(F_n) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \varphi(X_i, X_j)$ 为 Von-Mises 统计量。与此相关的还有 U 统计量 $T_n(I_n) = (\frac{n}{2})^{-1} \sum_{i>j} \varphi(X_i, X_j) = \frac{n}{n-1} T(F_n) - \frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n \varphi(X_i, X_i)$.

对于 Von-Mises 统计量，我们有下面的结论。

引理 2 若 $\int \varphi^2(x, y) dF(x) dF(y) < \infty$, $\int \varphi^2(x, x) dF(x) < \infty$, 则

$$\sqrt{n}(T(F_n) - T(F)) \xrightarrow{\mathcal{D}} N(0, \sigma^2), \quad (8)$$

其中 $\sigma^2 = 4[\int \{\int \varphi(x, y) dF(y)\}^2 dF(x) - T^2(F)]$.

我们下面证明对于 Von-Mises 统计量，随机加权法是可用的。此时 $T(H_n) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n V_i V_j \varphi(X_i, X_j)$.

定理 2 设引理 2 的条件满足，则对几乎所有样本列 X_1, X_2, \dots .

$$\sqrt{n}(T(H_n) - T(F_n)) \xrightarrow{\mathcal{D}^*} N(0, \sigma^2). \quad (9)$$

证 对于 Von-Mises 统计量 $\psi(x, F) = 2\{\int \varphi(x, y) dF(y) - T(F)\}$, $R(H_n, F_n) = \int \int \varphi(x, y) \cdot d(H_n - F_n)(x) d(H_n - F_n)(y) = \sum_{i,j} V_i V_j \varphi(X_i, X_j) - \frac{1}{n} \sum_{i,j} V_i \varphi(X_i, X_j) - \frac{1}{n^2} \sum_{i,j} V_j \varphi(X_i, X_j) + \frac{1}{n^2} \sum_{i,j} \varphi(X_i, X_j)$.

由定理 1，我们只需证明条件 (i)、(ii) 满足。而在 [5] 中 Bickel 等证明了对于 Von-Mises 统计量，条件 (ii) 是成立的。因此，我们只要验证条件 (i)，即对几乎所有 $X_1, X_2,$

$$\cdots, \sqrt{n} R(H_n, F_n) \xrightarrow{P^*} 0 .$$

设 Z_1, Z_2, \dots, Z_n 是服从均值为 1 的指数分布的 n 个 iid. 样本, 由指数分布的性质,

(V_1, V_2, \dots, V_n) 与 $(z_1 / \sum_{i=1}^n z_i, z_2 / \sum_{i=1}^n z_i, \dots, z_n / \sum_{i=1}^n z_i)$ 同分布, 因此 $R(H_n, F_n)$ 与

$$\frac{\sum_{i,j} z_i z_j \varphi(X_i, X_j)}{\left(\sum_{i=1}^n z_i\right)^2} - \frac{\sum_{i,j} z_i \varphi(X_i, X_j)}{n \left(\sum_{i=1}^n z_i\right)} - \frac{\sum_{i,j} z_j \varphi(X_i, X_j)}{n \left(\sum_{i=1}^n z_i\right)} + \frac{1}{n^2} \sum_{i,j} \varphi(X_i, X_j)$$

同分布. 而由强大数定理 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i \rightarrow 1$ a.s., 因此为证 (9), 我们只要证明对几乎所有

$X_1, X_2, \dots,$

$$\begin{aligned} I_n &= \frac{\sqrt{n}}{n^2} \left[\sum_{i,j} z_i z_j \varphi(X_i, X_j) - \sum_{i,j} z_i \varphi(X_i, X_j) - \sum_{i,j} z_j \varphi(X_i, X_j) + \sum_{i,j} \varphi(X_i, X_j) \right] \\ &= n^{-\frac{3}{2}} \sum_{i,j} (z_i - 1)(z_j - 1) \varphi(X_i, X_j) \xrightarrow{P^*} 0 . \end{aligned}$$

而

$$\begin{aligned} E^* [n^{-\frac{3}{2}} \sum_{i,j} (z_i - 1)(z_j - 1) \varphi(X_i, X_j)]^2 &= \frac{E(z_1 - 1)^4}{n^3} \sum_{i=1}^n \varphi^2(X_i, X_i) \\ &\quad + \frac{E(z_1 - 1)^2(z_2 - 1)^2}{n^3} \{ \sum_{i \neq j} [\varphi^2(X_i, X_j) + \varphi(X_i, X_i)\varphi(X_j, X_j)] \}. \end{aligned}$$

由强大数律 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varphi^2(X_i, X_i) \rightarrow E\varphi^2(X_1, X_1)$ a.s..

令 $h(x, y) = \varphi^2(x, y) + \varphi(x, x)\varphi(y, y)$, 则由 U 统计量的强大数定理

$$\begin{aligned} \frac{1}{n^2} \sum_{i \neq j} [\varphi^2(X_i, X_j) + \varphi(X_i, X_i)\varphi(X_j, X_j)] &= \frac{1}{n^2} \sum_{i \neq j} h(X_i, X_j) \\ &= \frac{2(\frac{n}{2})}{n^2} \binom{n}{2}^{-1} \sum_{i < j} h(X_i, X_j) \rightarrow E h(X_1, X_2) \text{ a.s.} . \end{aligned}$$

于是 $E^*(I_n^2) \rightarrow 0$ a.s., 即对几乎所有样本列 X_1, X_2, \dots , 有 $I_n \xrightarrow{P^*} 0$.

至此, 定理得证.

由 U 统计量和 Von-Mises 统计量的关系, 我们可以得到

定理 3 取 $U_n^* = \binom{n}{2}^{-1} \sum_{i < j} V_i V_j \varphi(X_i, X_j)$ 为 $U_n = \binom{n}{2}^{-1} \sum_{i < j} \varphi(X_i, X_j)$ 的随机加权统

计量, 则在引理 1 的条件下, 对几乎所有样本列 X_1, X_2, \dots ,

$$\sqrt{n}(U_n^* - U_n) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2) \quad (10)$$

其中 σ^2 的定义与定理 2 中的相同。

2. L 统计量

我们考虑形如 $T(F_n) = \int_0^1 F_n^{-1}(t) J(t) dt$ 的 L 统计量，其中 $J(t)$ 是 $[0, 1]$ 上的可积函数。为了讨论 $T(F_n)$ 的渐近分布，我们还引进下面两组假设：

假设 A J 几乎处处有界和连续，并且有 $0 < \alpha < \beta < 1$ ，使得 $J(u)$ 在 $[\alpha, \beta]$ 之处为零。

假设 B J 在 $[0, 1]$ 上连续，且 $\int_{-\infty}^{\infty} [F(y)(1 - F(y))]^{1/2} dy < \infty$ 。

引理 3 设假设 A 或 B 满足，令

$$h(F, x) = - \int_{-\infty}^{\infty} [I(y \geq x) - F(y)] J(F(y)) dy.$$

若 $0 < \sigma^2 = \text{VAR}_F h(F, x) < \infty$ ，则

$$\sqrt{n}(T(F_n) - T(F)) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2). \quad (11)$$

$T(F_n)$ 的随机加权统计量为 $T(H_n) = \int_0^1 H_n^{-1}(t) J(t) dt$ ，我们下面讨论它的渐近分布。

先证明几个引理。

引理 4 记 $\|h\|_\infty = \sup_x |h(x)|$ ，对几乎所有样本列 X_1, X_2, \dots ，

$$\|H_n - F_n\|_\infty \rightarrow 0 \text{ a.s.} \quad (12)$$

证 由经验分布的 Glivenko-Cantelli 定理， $\|F_n - F\|_\infty \rightarrow 0$ a.s.。因此为证 (12)，只须证明 $\|H_n - F\|_\infty \rightarrow 0$ a.s.。我们先证明：若 x 固定，则对几乎所有样本列 X_1, X_2, \dots ，

$\lim_{n \rightarrow \infty} H_n(x) = F(x)$ a.s.。由于 $H_n(x)$ 与 $(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i I\{X_i \leq x\}) / (\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i)$ 同分布，这等价于证

明对几乎所有样本列 $X_1, X_2, \dots, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i I\{X_i \leq x\} \rightarrow F(x)$ a.s.。

令 $A_k = \sum_{i=1}^k I\{X_i \leq x\}$, $N(n) = \#\{k: A_k / I\{X_k \leq x\} \leq n\}$, 由于 $\lim_{k \rightarrow \infty} A_k / k = F(x)$ a.s.。对

固定 x ，不妨设 $F(x) > 0$ ，于是总存在 ε ，使 $F(x) - \varepsilon > 0$ ，因此 $\exists k_0$, $k \geq k_0$ 时, $A_k / k \geq F(x) - \varepsilon$ a.s.。于是

$$\begin{aligned} N(n) &\leq \#\{k: A_k \leq n\} = \#\{k \leq k_0: A_k \leq n\} + \#\{k > k_0: A_k / k \leq n/k\} \\ &\leq k_0 + \#\{k \geq k_0: F(x) - \varepsilon \leq n/k\} \leq \left[\frac{n}{F(x) - \varepsilon} \right] \text{ a.s.}, \end{aligned}$$

$$\overline{\lim}_{n \rightarrow \infty} N(n)/n \leq \frac{1}{F(x) - \varepsilon} < \infty, \text{ a.s.}$$

因此, 由Stout^[6] 定理4.1.1, 对几乎所有 X_1, X_2, \dots ,

$$\sum_{i=1}^n (X_i - 1) I\{X_i \leq x\} / A_n \rightarrow 0 \text{ a.s.},$$

即 $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i I\{X_i \leq x\} \rightarrow F(x)$ a.s.. 所以对几乎所有 X_1, X_2, \dots , $\lim_{n \rightarrow \infty} H_n(x) = F(x)$ a.s..

由 $H_n(x)$ 的单调性及上面的结论, 与经验分布的Glivenko—Cantelli 定理的证明步骤^[7] 同, 即可得到 $\|H_n - F\|_\infty \rightarrow 0$ a.s.. 引理证毕.

引理 5 记 $\|h\|_{L_1} = \int_{-\infty}^{\infty} |h(x)| dx$, 若 $\int [F(x)(1 - F(x))]^{\frac{1}{2}} dx < \infty$, 则

$$\overline{\lim}_{n \rightarrow \infty} \sqrt{n} E^* \{ \|H_n - F_n\|_{L_1} \} \leq k < \infty \text{ a.s.}. \quad (13)$$

证 由于 $H_n(x) - F_n(x)$ 与 $\sum_{i=1}^n X_i [I\{X_i \leq x\} - F_n(x)] / (\sum_{i=1}^n X_i)$ 同分布, 因此为证 (13),

只要证明

$$\overline{\lim}_{n \rightarrow \infty} n^{-\frac{1}{2}} E^* \int_{-\infty}^{\infty} \left| \sum_{i=1}^n X_i [I\{X_i \leq x\} - F_n(x)] \right| dx \leq K < \infty. \quad (14)$$

$$\text{而 } n^{-\frac{1}{2}} E^* \int_{-\infty}^{\infty} \left| \sum_{i=1}^n X_i [I\{X_i \leq x\} - F_n(x)] \right| dx$$

$$\begin{aligned} &\leq n^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} E^* \left| \sum_{i=1}^n X_i [I\{X_i \leq x\} - F_n(x)] \right| dx \\ &\leq \sqrt{EX_1^2} \int_{-\infty}^{\infty} (F(x)(1 - F_n(x)) + F_n(x)[F_n(x) - F(x)])^{\frac{1}{2}} dx \\ &\rightarrow \sqrt{EX_1^2} \int_{-\infty}^{\infty} [F(x)(1 - F(x))]^{\frac{1}{2}} dx < \infty, \end{aligned}$$

引理证毕.

定理 4 设假设 A 或 B 成立, 并在 B 成立时, 还假设 J 满足一阶Lip 条件. 若 $0 < \sigma^2 = \text{VAR}_F h(F, x) < \infty$, 则对几乎所有 X_1, X_2, \dots ,

$$\sqrt{n}(T(H_n) - T(F_n)) \xrightarrow{D} N(0, \sigma^2). \quad (15)$$

证 记 $K(u) = \int_0^u J(u) du$, 则由 [1] § 8.1.1 引理B,

$$\begin{aligned} R(H_n, F_n) &= - \int_{-\infty}^{\infty} \{K(H_n(x)) - K(F_n(x)) - J(F_n(x))[H_n(x) - F_n(x)]\} dx \\ &= - \int_{-\infty}^{\infty} W_{H_n, F_n}(x)[H_n(x) - F_n(x)] dx, \end{aligned}$$

其中

$$W_{G, F}(x) = \begin{cases} \frac{K(G(x)) - K(F(x))}{G(x) - F(x)} - J(F(x)), & G(x) \neq F(x), \\ 0 & , G(x) = F(x). \end{cases}$$

由引理 4 及 [1] § 8.2.4 引理 A 和引理 E，在假设 A 或 B 之下，对几乎所有 X_1, X_2, \dots ，分别有 $\|W_{H_n, F_n}\|_{L_1} \xrightarrow{P^*} 0$ ， $\|W_{H_n, F_n}\|_\infty \xrightarrow{P^*} 0$ 。

而 [8] 中证明了 $\sqrt{n}[H_n(x) - F_n(x)] \xrightarrow{P^*} B(F(x))$ a.s.. 所以 $\|H_n - F_n\|_\infty = O_P(\frac{1}{\sqrt{n}})$ a.s.，
 $\|H_n - F_n\|_{L_1} = O_P(\frac{1}{\sqrt{n}})$ a.s.. 因此在假设 A 或 B 之下分别有

$$\begin{aligned} \sqrt{n}|R(H_n, F_n)| &\leq \sqrt{n}\|H_n - F_n\|_\infty \|W_{H_n, F_n}\|_{L_1} \xrightarrow{P^*} 0 \text{ a.s.}, \\ \sqrt{n}|R(H_n, F_n)| &\leq \sqrt{n}\|H_n - F_n\|_{L_1} \|W_{H_n, F_n}\|_\infty \xrightarrow{P^*} 0 \text{ a.s.}. \end{aligned}$$

因此，由定理 1，为证 (15)，我们只要证明：

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (h(F_n, X_i) - h(F, X_i))^2 \rightarrow 0 \text{ a.s..} \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \text{而 } \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (h(F_n, X_i) - h(F, X_i))^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\int_{-\infty}^{\infty} [F(y) - I(y \geq X_i)][J(F_n(y)) - J(F(y))] dy \right. \\ &\quad \left. + \int_{-\infty}^{\infty} [F_n(y) - F(y)]J(F_n(y)) dy \right)^2 \\ &\leq \frac{C}{n} \sum_{i=1}^n \left(\int_{-\infty}^{\infty} [I(y \geq X_i) - F(y)][J(F_n(y)) - J(F(y))] dy \right)^2 \\ &\quad C \left(\int_{-\infty}^{\infty} [F_n(y) - F(y)]J(F_n(y)) dy \right)^2 \triangleq I_1 + I_2. \end{aligned}$$

在假设 A 之下

$$I_1 \leq C \|J(F_n) - J(F)\|_{L_1}^2 \rightarrow 0 \text{ a.s.}, \quad I_2 \leq C \|F_n - F\|_\infty \|J(F_n)\|_{L_1} \rightarrow 0 \text{ a.s.}.$$

在假设 B 和 J 满足 Lip 条件之下

$$\begin{aligned} I_1 &\leq C \|J(F_n) - J(F)\|_\infty \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\int_{-\infty}^{\infty} |I(y \geq X_i) - F(y)| dy \right)^2 \\ &\leq C \|F_n - F\|_\infty \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\int_{-\infty}^{\infty} |I(y \geq X_i) - F(y)| dy \right)^2 \rightarrow 0 \text{ a.s.}, \end{aligned}$$

而由经验过程的重对数律^[9]， $\sup_x \frac{|F_n(x) - F(x)|}{[F(x)(1 - F(x))]^{1/2}} O(\frac{\log n}{\sqrt{n}})$ a.s.. 所以

$$I_2 \leq C \|J(F)\|_\infty \left(\int_{-\infty}^{\infty} [F(x)(1-F(x))]^{\frac{1}{2}} dx \right)^2 \frac{\lg n}{\sqrt{n}} \rightarrow 0 \text{ a.s..}$$

于是 (16) 得证, 定理证毕.

感谢陈希孺教授建议作者考虑这一问题。郑忠国付教授向作者提供 [4]、[8] 的手稿, 在此一并表示感谢。

参 考 文 献

- [1] Serfling, R. J., Approximation Theorem of Mathematical Statistics, John Wiley and Sons., 1980.
- [2] Miller, R. G., The jackknife—a review, Biometrika, 61 (1974), 1–15.
- [3] Efron, B., Ann. Statist., 7 (1979), 1–26.
- [4] 郑忠国, 应用数学学报, 10(1987), 247–253.
- [5] Bickel, P. J., Ann. Statist., 9 (1981), 1196–1217.
- [6] Stout, W. F., Almost Sure Convergence, Academic press, 1974.
- [7] Loeve, M., Probability Theory I, 4th ed, Springer-verleg, 1977.
- [8] 郑忠国, 应用概率统计, 3(1987), 1–7.
- [9] Basu, G. J., Singh, K., Sankhya, Ser, A, 46(1984), 195–206.

Random Weightting the Functional Statistics

Tu Dongsheng

(Institute of Systems Science, Academia Sinica)

Abstract

Let T_n be a functional of sample empirical distribution function $T_n = T(F_n)$. With some conditions, $\sqrt{n}(T(F_n) - T(F))$ is asymptotic normality. In this paper, we use the ideal of random weightting to approximate the distribution of $\sqrt{n} \cdot (T(F_n) - T(F))$. For Von-Mises statistics, U -statistics and L -statistics, the detail discussion has been made.