

§寻找枢轴量的一般方法—将统计量枢轴量化

如果 T 的连续的分布函数为 $F(t; \theta)$, 则 $F(T; \theta) \sim U(0, 1)$. $F(T; \theta)$ 可作为枢轴量. 并且

$$P(\alpha/2 \leq F(T; \theta) \leq 1 - \alpha/2) = 1 - \alpha/2 - \alpha/2 = 1 - \alpha.$$

这时, 若要求 θ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间, 只要等价变形

$$\alpha/2 \leq F(T; \theta) \leq 1 - \alpha/2,$$

即可.

Example

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自正态总体 $N(\mu, \sigma^2)$ 的样本, σ 已知. 估计 μ .

$\bar{X} \sim N(\mu, \sigma^2/n)$. 所以 \bar{X} 的分布函数为 $\Phi\left(\frac{\bar{x}-\mu}{\sigma/\sqrt{n}}\right)$. 取

$$\Phi\left(\frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}}\right) \sim U(0, 1)$$

为枢轴量, 由

$$P\{\alpha/2 \leq \Phi\left(\frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}}\right) \leq 1 - \alpha/2\} = 1 - \alpha,$$

得

$$\bar{X} - u_{\alpha/2}\sigma/\sqrt{n} \leq \mu \leq \bar{X} + u_{\alpha/2}\sigma/\sqrt{n}.$$

这就是 μ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的同等置信区间.

连续型分布函数情形

设 $\tilde{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是来自总体 $F_\theta(x)$ 的一个样本, 其中 $\theta \in \Theta \subset R$.

$T = T(\tilde{X})$ 是一个统计量, 其分布函数记为 $G(t; \theta)$.

设统计量 $T = T(\tilde{X})$ 的分布函数 $G(t; \theta)$ 是 t 的连续函数, 也是 θ 的连续函数.

Theorem

定理*1 设统计量 $T = T(\tilde{X})$ 的分布函数 $G(t; \theta)$ 是 t 的连续函数, 也是 θ 的连续函数. 设 $\alpha_1 + \alpha_2 = \alpha$ ($0 < \alpha < 1$). 定义 t 的函数 $\theta_1(t)$ 和 $\theta_2(t)$ 如下:

$$1 - G(t; \theta_1(t)) = P_{\theta_1(t)}\{T \geq t\} = \alpha_1,$$

$$G(t + 0; \theta_2(t)) = P_{\theta_2(t)}\{T \leq t\} = \alpha_2.$$

- i. 若 $G(t; \theta)$ 是 θ 的严格减函数, 则 $[\theta_1(T), \theta_2(T)]$ 是 θ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的同等置信区间.
- ii. 若 $G(t; \theta)$ 是 θ 的严格增函数, 则 $[\theta_2(T), \theta_1(T)]$ 是 θ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的同等置信区间.

证:只证i. 因为 $G(t; \theta)$ 是 t 的连续函数时, 所以 $G(T; \theta) \sim U(0, 1)$. 由严格单调性知

$$\begin{aligned}\theta_1(t) \leq \theta \leq \theta_2(t) &\iff \\ \alpha_2 = G(t; \theta_2(t)) \leq G(t; \theta) \leq G(t; \theta_1(t)) &= 1 - \alpha_1.\end{aligned}$$

所以

$$\begin{aligned}P\{\theta_1(T) \leq \theta \leq \theta_2(T)\} &= P\{\alpha_2 \leq G(T; \theta) \leq 1 - \alpha_1\} \\ &= 1 - \alpha_1 - \alpha_2 = 1 - \alpha.\end{aligned}$$

一般情形

一、引理

Lemma

引理♣ 设 $F(x)$ 是随机变量 X 的分布函数, 则

$$P\{F(X+0) \leq y\} \leq y \leq P\{F(X) < y\}, \quad \forall 0 < y < 1.$$

特别地, 若 $F(x)$ 是连续函数, 则 $F(X) \sim U(0, 1)$.

证明: 对 $0 < y < 1$, 记 $x_0 = \inf\{x : F(x) \geq y\}$. 则对 $\forall \epsilon > 0$, 有

$$F(x_0 - \epsilon) < y \leq F(x_0 + \epsilon).$$

令 $\epsilon \rightarrow 0$, 得

$$F(x_0) = F(x_0 - 0) \leq y \leq F(x_0 + 0).$$

当 $F(x_0) = y$ 时, 由 x_0 的定义知 $\{x : x < x_0\} \subset \{F(x) < y\}$, 从而

$$\mathbf{P}(F(X) < y) \geq \mathbf{P}(X < x_0) = F(x_0) = y.$$

当 $F(x_0) < y$ 时, 由 $\{x : x \leq x_0\} \subset \{F(x) \leq F(x_0)\} \subset \{F(x) < y\}$ 得

$$P(F(X) < y) \geq P(X \leq x_0) = F(x_0 + 0) \geq y.$$

$P(F(X) < y) \geq y$ 得证.

令 $Z = -X$, 则 Z 的分布函数为

$$G(z) = P(-X < z) = P(X > -z) = 1 - F(-z + 0).$$

由已证的结果有

$$\begin{aligned} 1 - y &\leq P\{G(Z) < 1 - y\} = P\{1 - F(-Z + 0) < 1 - y\} \\ &= P\{F(X + 0) > y\} = 1 - P\{F(X + 0) \leq y\}. \end{aligned}$$

所以 $P\{F(X + 0) \leq y\} \leq y$.

分布函数关于参数连续的情况

设 $\tilde{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是来自总体 $F_\theta(x)$ 的一个样本, 其中 $\theta \in \Theta \subset R$.

$T = T(\tilde{X})$ 是一个统计量, 其分布函数记为 $G(t, \theta)$.

设统计量 $T = T(\tilde{X})$ 的分布函数 $G(t; \theta)$ 是 θ 的连续函数.

Theorem

定理*2 设统计量 $T = T(\tilde{X})$ 的分布函数 $G(t; \theta)$ 是 θ 的连续函数. 设 $\alpha_1 + \alpha_2 = \alpha$ ($0 < \alpha < 1$). 定义 t 的函数 $\theta_1(t)$ 和 $\theta_2(t)$ 如下:

$$1 - G(t; \theta_1(t)) = P_{\theta_1(t)}\{T \geq t\} = \alpha_1,$$

$$G(t + 0; \theta_2(t)) = P_{\theta_2(t)}\{T \leq t\} = \alpha_2.$$

- i. 若 $G(t; \theta)$ 是 θ 的严格减函数, 则 $[\theta_1(T), \theta_2(T)]$ 是 θ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间.
- ii. 若 $G(t; \theta)$ 是 θ 的严格增函数, 则 $[\theta_2(T), \theta_1(T)]$ 是 θ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间.

注: 不一定是同等置信区间.

证:只证i. 由 $G(t; \theta)$ 关于 θ 的严格单调性知

$$\theta > \theta_2(t) \implies G(t + 0; \theta) < G(t + 0; \theta_2(t)) = \alpha_2.$$

$$\theta < \theta_1(t) \implies G(t; \theta) > G(t; \theta_1(t)) = 1 - \alpha_1.$$

因此, 结合引理♣,得

$$P\{\theta > \theta_2(T)\} \leq P\{G(T + 0; \theta) \leq \alpha_2\} \leq \alpha_2,$$

$$\begin{aligned} P\{\theta < \theta_1(T)\} &\leq P\{G(T; \theta) > 1 - \alpha_1\} = 1 - P\{G(T; \theta) \leq 1 - \alpha_1\} \\ &\leq 1 - P\{G(T; \theta) < 1 - \alpha_1\} \leq 1 - (1 - \alpha_1) = \alpha_1. \end{aligned}$$

所以

$$P\{\theta_1(T) \leq \theta \leq \theta_2(T)\} \geq 1 - \alpha_1 - \alpha_2 = 1 - \alpha.$$

Example

例 设 $\tilde{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是来自 Poisson 分布 $P(\lambda)$ 的一个样本. 求 λ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间.

解: λ 的充分统计量为 $T = \sum_{i=1}^n X_i$, 且 $T \sim P(n\lambda)$. 易知对于 $t \geq 0$,

$$P_{\lambda}(T \geq t) = \sum_{i=k}^{\infty} \frac{(n\lambda)^i}{i!} e^{-n\lambda} = \frac{1}{\Gamma(k)} \int_0^{n\lambda} x^{k-1} e^{-x} dx,$$

(其中 $k = -[-t]$) 是 λ 的严格增连续函数, 即 T 的分布函数是 λ 的严格减连续函数. 所以 λ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间的下限 $\hat{\lambda}_L$ 和上限 $\hat{\lambda}_U$ 分别满足方程

$$\hat{\lambda}_L(k) : P_{\lambda}(T \geq k) = \alpha/2,$$

$$\hat{\lambda}_U(k) : P_{\lambda}(T \leq k) = \alpha/2.$$

注意到

$$\begin{aligned}P_{\lambda}(T \geq k) &= \frac{1}{\Gamma(k)} \int_0^{n\lambda} x^{k-1} e^{-x} dx = \Gamma(n\lambda; k, 1) \\&= \Gamma(2n\lambda; k, 1/2) = \chi^2(2n\lambda; 2k),\end{aligned}$$

其中 $\Gamma(x; \alpha, \lambda)$ 是gamma分布 $\Gamma(\alpha, \lambda)$ 的分布函数, $\chi^2(x; m)$ 是自由度为 m 的 χ^2 分布的分布函数.

上述两方程即为

$$\hat{\lambda}_L(k) : P_{\lambda}(T \geq k) = \chi^2(2n\lambda; 2k) = \alpha/2,$$

$$\hat{\lambda}_U(k) : P_{\lambda}(T \geq k+1) = \chi^2(2n\lambda; 2(k+1)) = 1 - \alpha/2.$$

$$\text{所以 } \hat{\lambda}_L(k) = \frac{\chi_{1-\alpha/2}^2(2k)}{2n}, \quad \hat{\lambda}_U(k) = \frac{\chi_{\alpha/2}^2(2k+2)}{2n}.$$

置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间为

$$\left[\frac{\chi_{1-\alpha/2}^2(2T)}{2n}, \frac{\chi_{\alpha/2}^2(2T+2)}{2n} \right].$$

Example

设 $\tilde{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是取自两点分布 $B(1, p)$ 的样本. 求 p 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间.

解: p 的充分统计量为 $T = \sum_{i=1}^n X_i$, 且 $T \sim B(n, p)$.

$$\begin{aligned} P_p(T \geq k) &= \sum_{x=k}^n \binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x} \\ &= \frac{\Gamma(n+1)}{\Gamma(k)\Gamma(n-k+1)} \int_0^p u^{k-1} (1-u)^{n-k} du \\ &= P(\beta(k, n+1-k) \leq p) = P\left(Z(k, n+1-k) \leq \frac{p}{1-p}\right) \\ &= P\left(\frac{2(n+1-k)}{2k} Z(k, n+1-k) \leq \frac{2(n+1-k)}{2k} \frac{p}{1-p}\right) \\ &= P\left(F(2k, 2(n+1-k)) \leq \frac{2(n+1-k)}{2k} \frac{p}{1-p}\right) \end{aligned}$$

是 p 的严格单调增函数, 所以 T 的分布函数是 T 的严格单调减函数.

取 $p_L = p_L(k)$, $p_U = p_U(k)$ 满足下述方程,

$$P(T \geq k; p_L) = \alpha/2, \quad P(T \leq k; p_U) = 1 - P(T \geq k + 1; p_U) = \alpha/2.$$

则 $[p_L(T), p_U(T)]$ 是 p 置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信区间, 而方程等价于

$$P\left(F(\nu_1, \nu_2) \leq \frac{\nu_2}{\nu_1} \frac{p_L}{1 - p_L}\right) = \alpha/2,$$

$$P\left(F(\nu'_1, \nu'_2) \leq \frac{\nu'_2}{\nu'_1} \frac{p_U}{1 - p_U}\right) = 1 - \alpha/2,$$

其中 $\nu_1 = 2k$, $\nu_2 = 2(n + 1 - k)$, $\nu'_1 = 2(k + 1)$, $\nu'_2 = 2(n - k)$.

$$\frac{\nu_2}{\nu_1} \frac{p_L}{1 - p_L} = F_{1-\alpha/2}(\nu_1, \nu_2), \quad \frac{\nu'_2}{\nu'_1} \frac{p_U}{1 - p_U} = F_{\alpha/2}(\nu'_1, \nu'_2).$$

一般情形的结果

设 $\tilde{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是来自总体 $F_\theta(x)$ 的一组样本, 其中 $\theta \in \Theta \subset R$.

$T = T(\tilde{X})$ 是一个统计量, 其分布函数 $G(t; \theta)$ 是参数 θ 的严格单调函数. 这时置信区间可按下述方法构造:

取 $\theta_1(t)$ s.t. $P_{\theta_1(t)}(T \geq t) \leq \alpha_1$ 但概率尽可能接近 α_1 ,

取 $\theta_2(t)$ s.t. $P_{\theta_2(t)}(T \leq t) \leq \alpha_2$ 但概率尽可能接近 α_2 .

则 $[\theta_1(T), \theta_2(T)]$ 或者 $[\theta_2(T), \theta_1(T)]$ 是 θ 的置信水平为 $1 - \alpha_1 - \alpha_2$ 的置信区间.

Theorem

定理** (a) 设 $G(t; \theta)$ 是参数 θ 的严格减函数, 则对给定的 α ($0 < \alpha < 1$), 令

$$\theta_L(t) = \sup_{\theta \in \Theta} \{ \theta : P_{\theta}(T \geq t) \leq \alpha \} = \sup_{\theta \in \Theta} \{ \theta : G(t; \theta) \geq 1 - \alpha \},$$

$$\theta_U(t) = \inf_{\theta \in \Theta} \{ \theta : P_{\theta}(T \leq t) \leq \alpha \} = \inf_{\theta \in \Theta} \{ \theta : G(t + 0; \theta) \leq \alpha \}.$$

则 $\hat{\theta}_L = \theta_L(T)$ 是 θ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的单侧置信下限, $\hat{\theta}_U = \theta_U(T)$ 是 θ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的单侧置信上限.

Theorem

定理** (b) 设 $G(y; \theta)$ 是参数 θ 的严格增函数, 则对给定的 α ($0 < \alpha < 1$), 令

$$\theta_U(t) = \inf_{\theta \in \Theta} \{ \theta : P_{\theta}(T \geq t) \leq \alpha \} = \inf_{\theta \in \Theta} \{ \theta : G(t; \theta) \geq 1 - \alpha \},$$

$$\theta_L(t) = \sup_{\theta \in \Theta} \{ \theta : P_{\theta}(T \leq t) \leq \alpha \} = \sup_{\theta \in \Theta} \{ \theta : G(t + 0; \theta) \leq \alpha \}.$$

则 $\hat{\theta}_L = \theta_L(T)$ 是 θ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信下限, $\hat{\theta}_U = \theta_U(T)$ 是 θ 的置信水平为 $1 - \alpha$ 的置信上限.

证明: 只证(a). 由于

$$\theta > \theta_L(t) \implies G(t; \theta) < 1 - \alpha \implies \theta \geq \theta_L(t).$$

所以由引理♣得

$$P\{\theta \geq \theta_L(T)\} \geq P\{G(T; \theta) < 1 - \alpha\} \geq 1 - \alpha.$$

由于

$$\theta < \theta_U(t) \implies G(t + 0; \theta) > \alpha \implies \theta \leq \theta_U(t),$$

所以由引理♣得

$$\begin{aligned} P\{\theta \leq \theta_U(T)\} &\geq P\{G(T + 0; \theta) > \alpha\} \\ &= 1 - P\{G(T + 0; \theta) \leq \alpha\} \geq 1 - \alpha. \end{aligned}$$