§7.4 无偏估计的优良性

- 假设$T = T(X_1, \cdots, X_n)$ 是$g(\theta)$ 的估计量, 称

$$R(\theta, T) := E_\theta\big(T - g(\theta)\big)^2$$

为T 的均方误差/风险函数.

- 定义4.1. 假设$T = T(X_1, \cdots, X_n)$ 是$g(\theta)$ 的估计量. 如果

(1) T 是$g(\theta)$ 的无偏估计,

(2) 对于$g(\theta)$ 的任意无偏估计$\tilde{T} = \tilde{T}(X_1, \cdots, X_n)$, 都有

$$\mathrm{var}_\theta(T) \leqslant \mathrm{var}_\theta(\tilde{T}), \quad \forall \theta \in \Theta.$$

则称T 为$g(\theta)$ 的(一致)最小方差无偏估计(Uniformly Minimum Variance Unbiased, UMVU).

PEKING UNIVERSIT

例4.3. 总体: $B(1,p)$, 样本量: n. 考虑$T = X_1 + \cdots + X_n$.

- 对$t = 0, 1, \cdots, n$, 令

$$S_t := \{(x_1, \cdots, x_n) : x_i \in \{0,1\}, \forall i;\ 且\ x_1 + \cdots + x_n = t\}.$$

- 那么, $\forall (x_1, \cdots, x_n) \in S_t$,

$$P_p(X_1 = x_1, \cdots, X_n = x_n | T = t)$$
$$= \frac{P_p(X_1 = x_1, \cdots, X_n = x_n)}{P_p(T = t)} = \frac{p^t(1-p)^{n-t}}{C_n^t p^t (1-p)^{n-t}} = \frac{1}{C_n^t}.$$

- $\forall t$, 在$T = t$ 的条件下, $(X_1, \cdots, X_n)$ 服从S_t 上的均匀分布. 该分布与p 无关. 因此, T 是充分统计量.

例4.6. 总体: $X \sim \mathrm{Exp}(\lambda)$, 样本量: n.

- 联合密度为

$$p_\lambda(x_1, \cdots, x_n) = \lambda^n \exp\left\{-\lambda \sum_{i=1}^{n} x_i\right\} \cdot 1_{\{x_1,\cdots,x_n>0\}}.$$

- 令$T = T(X_1, \cdots, X_n) = X_1 + \cdots + X_n$. 则$T$ 是充分统计量.
- 则$\forall t > 0$, 在$T = t$的条件下, $(X_1, \cdots, X_n)$ 服从

$$S_t = \{(x_1, \cdots, x_n) : x_i > 0, \forall i; \text{ 且 } x_1 + \cdots x_n = t\}$$

上的均匀分布.

例4.4. 总体: $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 样本量: n.

- 联合密度为

$$\prod_{i=1}^{n} p(x_i, \theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}^n} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}\right\}$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}^n} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i-\bar{x})^2 + n(\bar{x}-\mu)^2}{2\sigma^2}\right\}.$$

因此, $(\bar{X}, \sum_{i=1}^{n}(X_i-\bar{X})^2)$ 是充分统计量.

- 若总体改为$X \sim N(\mu, 1)$, 则联合密度改为

$$\prod_{i=1}^{n} p(x_i, \theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}^n} \exp\left\{-\sum_{i=1}^{n}\frac{(x_i-\mu)^2}{2}\right\}$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}^n} \exp\left\{-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n} x_i^2\right\} \exp\left\{\mu\sum_{i=1}^{n} x_i\right\} \exp\left\{-\frac{n}{2}\mu^2\right\}.$$

因此, $\bar{X}$ 是充分统计量.

例4.4.(续) & 4.7. 总体: $X \sim N(\mu, 1)$, 样本量: n.

- 已有, $T_1 = \bar{X}$ 是充分统计量.
- $\left(\bar{X}, \sum_{i=1}^{n}(X_i - \bar{X})^2\right)$ 也是充分统计量.
- $T_2 = \left(\bar{X}, X_1 - X_2\right)$ 也是充分统计量.
- $\psi_1(T_1) := T_1$ 是μ 的无偏估计.
- 令$\phi(T_2) = X_1 - X_2$, 则$E_\mu \phi(T_2) = 0, \forall \mu$.
- 因此, $\psi_2(T_2) := T_1 + X_1 - X_2$ 也是μ 的无偏估计.
- 用T_2 造的无偏估计不好:

$$
\begin{aligned}
&\operatorname{var}_\mu(T_1 + X_1 - X_2) \\
=&\operatorname{var}_\mu\left(\frac{n+1}{n}X_1 - \frac{n-1}{n}X_2 + \frac{1}{n}X_3 + \cdots + \frac{1}{n}X_n\right) \\
=&\frac{(n+1)^2 + (n-1)^2 + n - 2}{n^2} = 2 + \frac{1}{n} > \frac{1}{n} = \operatorname{var}_\mu(T_1).
\end{aligned}
$$

TY
PEKING UNIVERST

- 定义4.4. 若密度或分布列$p(x,\theta)$ 能进行如下分解:

$$p(x,\theta) = S(\theta)h(x)\exp\left\{\sum_{k=1}^{m} C_k(\theta)T_k(x)\right\},$$

则称$p(x,\theta)$, $\theta\in\Theta$ 为指数族分布.

- 注: x 可为高维向量, 于是$p(x,\theta)$ 为联合密度/联合分布列.
- 引理4.1. 若总体X 是指数族, 则样本$(X_1,\cdots,X_n)$ 也是.
- 定理4.3. 总体分布如上; $\Theta\in\mathbb{R}^m$ 且含内点; $(C_1,\cdots,C_m)$ 在Θ 上一对一、连续; 诸C_i 之间(T_i 之间)无线性关系. 则

$$\left(\sum_{i=1}^{n} T_1(X_i),\ \cdots,\ \sum_{i=1}^{n} T_k(X_i)\right)$$

是完全充分统计量.

例4.9 & 4.14. 总体: $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 样本量: n.

- $\theta = (\mu, \sigma^2)$. $m = 2$:

$$p(x,\theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{\mu^2}{2\sigma^2}} e^{\frac{\mu}{\sigma^2}x - \frac{1}{2\sigma^2}x^2}.$$

- $T_1 = \sum_{i=1}^n X_i$, $T_2 = \sum_{i=1}^n X_i^2$, 则(T_1, T_2) 是完全充分统计量.
- $\bar{X}$, S^2 是μ, σ^2 的UMVU 估计:

$$\bar{X} = \frac{1}{n} T_1, \quad S^2 = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \frac{1}{n-1}(T_2 - \frac{1}{n}T_1^2)$$

是(T_1, T_2) 的函数, 且是μ, σ^2 的无偏估计.

例4.9 & 4.14(续).

- 改为已知μ (例如, 已知$\mu=1$). 则$\theta=\sigma^2$, $m=1$:

$$p(x,\theta)=\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}e^{-\frac{(x-1)^2}{2\sigma^2}}=\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x-1)^2}.$$

- $T_1=\sum_{i=1}^n(X_i-\mu)^2$ 是完全充分统计量.
- $\hat{\sigma}^2$ 是σ^2 的UMVU 估计, 其中

$$\hat{\sigma}^2=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n(X_i-\mu)^2.$$

例4.15. 总体: $X \sim N(\mu, 1)$, 样本量: n, 求μ^2 的UMVU 估计.

- $m = 1$, $\theta = \mu$:

$$p(x, \theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\mu^2} e^{-\frac{1}{2}x^2} e^{\mu x}.$$

- $T_1 = \sum_{i=1}^{n} X_i$ 是完全充分统计量, 因此$\bar{X}$ 也是.
- 由$\mathrm{var}(Y) = EY^2 - (EY)^2$ 知,

$$\mu^2 = (E_\mu \bar{X})^2 = E_\mu \bar{X}^2 - \mathrm{var}_\mu(\bar{X}) = E_\mu \bar{X}^2 - \frac{1}{n} = E_\mu \left(\bar{X}^2 - \frac{1}{n} \right).$$

- 因此, $\bar{X}^2 - \frac{1}{n}$ 是μ^2 的UMVU 估计.

例4.10 & 4.13. 某工人生产20 件产品, 其中1 件为次品.

求: 次品　的UMVU 估计.

- 总体: $Y \sim B(1,p)$, $p = \theta \in [0,1]$, 样本量: $n = 20$.
- 分布列: (记$k = y_1 + \cdots + y_n$)

$$P_p(Y_1 = y_1, \cdots, Y_n = y_n) = \prod_{i=1}^{n} p^{y_i}(1-p)^{1-y_i}$$

$$= p^k(1-p)^{n-k} = e^{k\log p + (n-k)\log(1-p)} = e^{n\log(1-p)} e^{(\log p - \log(1-p))k}.$$

- 或者, 总体: $X \sim B(20,p)$, $p = \theta \in [0,1]$, 样本量: 1. 分布列:

$$P_p(X = k) = C_n^k p^k (1-p)^{n-k} = e^{n\log(1-p)} C_n^k e^{(\log p - \log(1-p))k}.$$

- $T_1 = X = Y_1 + \cdots + Y_{20}$ 是完全充分统计量.
- 因此, $\hat{p} = X/20$ 是UMVU 估计.