

概率论与数理统计 B 第十周作业 4 月 21 日 周二

PB18151866 龚小航

7.19. (2016 年研究生入学考试试题) 设总体 X 的概率密度为

$$f(x, \theta) = \begin{cases} \frac{3x^2}{\theta^3}, & 0 < x < \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

其中 $\theta \in (0, \infty)$ 为未知参数, X_1, X_2, X_3 为总体 X 的简单随机抽样, 令 $T = \max(X_1, X_2, X_3)$.

- (1) 求 T 的概率密度;
- (2) 确定 a , 使得 aT 为 θ 的无偏估计.

解: (1) 可以先求分布函数 F_T :

$$F_T(T \leq t) = \prod_{i=1}^3 P(X_i \leq t) = \prod_{i=1}^3 F_X(t) = \left(\frac{t}{\theta}\right)^9$$

$$f_T(t, \theta) = \begin{cases} \frac{9t^8}{\theta^9}, & 0 < t < \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

(2) 样本均值是总体分布的无偏估计, 故有:

$$E(T) = \int_{-\infty}^{\infty} t f_T(t) dt = \int_0^{\theta} t \frac{9t^8}{\theta^9} dt = \frac{9}{10} \theta$$

$$\Rightarrow \hat{\theta} = \frac{10}{9} \bar{T} \Rightarrow a = \frac{10}{9}$$

7.20 设 X_1, \dots, X_n 是来自总体 X 的一个简单随机样本, $E(X) = \mu$, $Var(X) = \sigma^2$.

- (1) 确定常数 c 使得 $c \sum_{i=1}^{n-1} (X_{i+1} - X_i)^2$ 为 σ^2 的无偏估计.
- (2) 记 \bar{X}, S^2 分别是样本均值和样本方差. 确定常数 c 使 $\bar{X}^2 - cS^2$ 是 μ^2 的无偏估计.

解: (1) 样本均值是总体分布的无偏估计, 故有:

$$E\left(\sum_{i=1}^{n-1} (X_{i+1} - X_i)^2\right) = \sum_{i=1}^{n-1} E(X_{i+1}^2 + X_i^2 - 2X_i X_{i+1}) = \sum_{i=1}^{n-1} E(X_{i+1}^2) + \sum_{i=1}^{n-1} E(X_i^2) - 2 \sum_{i=1}^{n-1} E(X_i X_{i+1})$$

再对这三项进行计算后带入:

$$E(X) = \mu, \quad Var(X) = E(X^2) - E^2(X) = \sigma^2 \Rightarrow E(X^2) = \sigma^2 + \mu^2;$$

$$E(X_i X_{i+1}) = E(X_i)E(X_{i+1});$$

因此:

$$E\left(\sum_{i=1}^{n-1} (X_{i+1} - X_i)^2\right) = (n-1)(\sigma^2 + \mu^2) + (n-1)(\sigma^2 + \mu^2) - 2(n-1)\mu * \mu = 2(n-1)\sigma^2$$

$$E\left(c \sum_{i=1}^{n-1} (X_{i+1} - X_i)^2\right) = 2c(n-1)\sigma^2 \equiv \sigma^2 \Rightarrow c = \frac{1}{2(n-1)}$$

(2) 先写出 \bar{X}, S^2 的表达式, 再用样本均值计算无偏估计: 其中 $E(X_i X_j) = E(X_i)E(X_j)$

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

$$E(\bar{X}^2) = E\left(\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right)^2\right) = \frac{1}{n^2} E\left(\sum_{i=1}^n X_i^2 + 2 \sum_{i \neq j} X_i X_j\right) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n E(X_i^2) + \frac{2}{n^2} \sum_{i \neq j} E(X_i X_j)$$

$$= \frac{1}{n^2} n E(X_i^2) + \frac{2}{n^2} \frac{n(n-1)}{2} E(X_i)E(X_j) = \frac{1}{n^2} n(\sigma^2 + \mu^2) + \frac{2}{n^2} \frac{n(n-1)}{2} \mu^2 = \frac{\sigma^2}{n} + \mu^2$$

$$E(S^2) = E\left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2\right) = \frac{1}{n-1} E\left(\sum_{i=1}^n X_i^2 + \sum_{i=1}^n \bar{X}^2 - 2 \sum_{i=1}^n X_i \bar{X}\right)$$

其中, 对最后一项变形计算:

$$\sum_{i=1}^n X_i \bar{X} = \sum_{i=1}^n \left(X_i \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_j\right) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_j * \sum_{i=1}^n X_i = n \bar{X}^2$$

$$E(S^2) = \frac{1}{n-1} \left(\sum_{i=1}^n E(X_i^2) - E\left(n \sum_{i=1}^n \bar{X}^2\right)\right) = \frac{1}{n-1} * n(\sigma^2 + \mu^2) - \frac{1}{n-1} * n\left(\frac{\sigma^2}{n} + \mu^2\right) = \frac{n\sigma^2}{n-1} \left(1 - \frac{1}{n}\right)$$

最后再将这两项带入:

$$E(\bar{X}^2 - cS^2) = E(\bar{X}^2) - cE(S^2) = \frac{\sigma^2}{n} + \mu^2 - c \frac{n\sigma^2}{n-1} \left(1 - \frac{1}{n}\right) \equiv \mu^2$$

$$\Rightarrow c = \frac{1}{n}$$

7.21. 设从均值为 μ , 方差为 σ^2 的总体中, 分别抽取容量为 n_1, n_2 的两个独立样本. 设 X_1, X_2 分别是两样本的均值. 试证明对于任意常数 a , $Y = a\overline{X_1} + (1-a)\overline{X_2}$ 是 μ 的无偏估计, 并确定常数 a 使 Y 的方差达到最小.

解: 直接写出 Y 的期望即可:

$$\begin{aligned} E(Y) &= E(a\overline{X_1} + (1-a)\overline{X_2}) = aE(\overline{X_1}) + (1-a)E(\overline{X_2}) = aE\left(\frac{1}{n_1}\sum_{i=1}^{n_1} X_{1i}\right) + (1-a)E\left(\frac{1}{n_2}\sum_{i=1}^{n_2} X_{2i}\right) \\ &= \frac{a}{n_1}\sum_{i=1}^{n_1} E(X_{1i}) + \frac{1-a}{n_2}\sum_{i=1}^{n_2} E(X_{2i}) = \frac{a}{n_1} * n_1\mu + \frac{1-a}{n_2} * n_2\mu = \mu \equiv \mu \end{aligned}$$

因此显然 $Y = a\overline{X_1} + (1-a)\overline{X_2}$ 是 μ 的无偏估计。

再求 Y 的方差:

$$\begin{aligned} Var(Y) &= Var(a\overline{X_1} + (1-a)\overline{X_2}) = a^2Var(\overline{X_1}) + (1-a)^2Var(\overline{X_2}) \\ &= a^2Var\left(\frac{1}{n_1}\sum_{i=1}^{n_1} X_{1i}\right) + (1-a)^2Var\left(\frac{1}{n_2}\sum_{i=1}^{n_2} X_{2i}\right) = \frac{a^2}{n_1^2}\sum_{i=1}^{n_1} Var(X_{1i}) + \frac{(1-a)^2}{n_2^2}\sum_{i=1}^{n_2} Var(X_{2i}) \\ &= \frac{a^2}{n_1^2} * n_1\sigma^2 + \frac{(1-a)^2}{n_2^2} * n_2\sigma^2 = \sigma^2\left(\frac{a^2}{n_1} + \frac{(1-a)^2}{n_2}\right) = \sigma^2\left(\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right)a^2 - \frac{2}{n_2}a + \frac{1}{n_2}\right) \\ &= \frac{n_1+n_2}{n_1n_2}\sigma^2\left(a^2 - \frac{2n_1}{n_1+n_2}a + \frac{n_1}{n_1+n_2}\right) = \frac{n_1+n_2}{n_1n_2}\sigma^2\left(\left(a - \frac{n_1}{n_1+n_2}\right)^2 + k\right) \end{aligned}$$

这二次函数显然极小值点在 $a = \frac{n_1}{n_1+n_2}$ 时取到, 因此 $a = \frac{n_1}{n_1+n_2}$

7.27. 一袋中有 N 个均匀硬币, 其中 θ 个是普通的硬币, 其余 $N-\theta$ 个两面都是正面. 现从袋中随机摸出一个把它连掷两次, 记下结果, 但是不看它属于哪种硬币, 又把它放回袋中, 如此重复 n 次. 如果掷出 0, 1, 2 次正面的次数分别是 n_0, n_1, n_2 次 ($n_0 + n_1 + n_2 = n$), 试分别用矩估计法和极大似然法这两种方法估计袋中普通硬币数 θ .

解: 先从总体描述写出事件 X : 抛掷两次硬币, 硬币朝上次数. 再求出 X 的期望:

① 0 次正面: (2 次反面) 必须选中普通硬币, 对应的概率为:

$$P(X=0) = \frac{\theta}{N} * \frac{1}{2} * \frac{1}{2} = \frac{\theta}{4N}$$

② 1 次正面: (一正一反) 由于有反面存在, 必须选中普通硬币, 对应的概率为:

$$P(X=1) = \frac{\theta}{N} * \left(\frac{1}{2} * \frac{1}{2} + \frac{1}{2} * \frac{1}{2}\right) = \frac{\theta}{2N}$$

③ 2 次正面: (0 次反面) 必须选中普通硬币, 对应的概率为:

$$P(X=2) = 1 - P(X=1) - P(X=0) = 1 - \frac{3\theta}{4N}$$

由此可以写出 X 的期望:

$$E(X) = 0 * \frac{\theta}{4N} + 1 * \frac{\theta}{2N} + 2 * \left(1 - \frac{3\theta}{4N}\right) = 2 - \frac{\theta}{N}$$

然后从样本的角度出发:

矩估计: 利用样本矩估计总体矩 θ : 令样本均值为 a

$$\begin{aligned} a &= \frac{0 * n_0 + 1 * n_1 + 2 * n_2}{n} = \frac{n_1 + 2n_2}{n} = E(X) = 2 - \frac{\theta}{N} \\ \Rightarrow \hat{\theta} &= N\left(2 - \frac{n_1 + 2n_2}{n}\right) = \frac{N}{n}(2n - n_1 - 2n_2) = \frac{N}{n}(2n_0 + n_1) \end{aligned}$$

极大似然估计: 由样本写出似然函数:

$$L(\theta) = \prod_{i=0}^2 P(x, \theta) = \left(\frac{\theta}{4N}\right)^{n_0} \left(\frac{\theta}{2N}\right)^{n_1} \left(1 - \frac{3\theta}{4N}\right)^{n_2} \quad \text{换元, 令 } t = \frac{\theta}{4N}:$$

$$L(t) = t^{n_0} (2t)^{n_1} (1-3t)^{n_2} = 2^{n_1} t^{n_0+n_1} (1-3t)^{n_2} = 2^{n_1} t^{n-n_2} (1-3t)^{n_2}$$

$$\ln L = n_1 \ln 2 + (n - n_2) \ln t + n_2 \ln(1-3t)$$

再对其求导寻找极大值:

$$\frac{\partial \ln L}{\partial t} = \frac{n - n_2}{t} - \frac{3n_2}{1-3t} = 0 \Rightarrow t = \frac{n - n_2}{3n}$$

因此参数 θ 的极大似然估计为:

$$\hat{\theta} = 4Nt = 4N \frac{n - n_2}{3n}$$

7.42. 设 X_1, \dots, X_n 为来自均匀分布总体 $U(0, \theta)$ 的一个简单随机样本, 求 θ 的极大似然估计 $\hat{\theta}_n$

并且证明 $\hat{\theta}_n$ 是 θ 的相合估计。

解: 似然函数可以直接写出:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n P(x_i, \theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta^n}, & 0 \leq x_i \leq \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

似然函数是单调递减的, 所以 θ 应该取能取到的最小值。而限制条件为 $0 \leq x_i \leq \theta$ 规定了 θ 的下界。

重排 X_1, \dots, X_n , 使 $X^{(1)} \leq X^{(2)} \leq \dots \leq X^{(n)}$, 所以 θ 的下界即为 $X^{(n)}$

$$\Rightarrow \hat{\theta}_n = X^{(n)}$$

再证明 $\hat{\theta}_n$ 是 θ 的相合估计。按定义, 需要证明下式:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P_{\theta}(|\hat{\theta}_n - \theta| \geq \varepsilon) = 0$$

先写出从总体看 $X^{(n)}$ 的分布函数与概率密度函数:

$$F_{X^{(n)}}(x) = P(X^{(n)} \leq x) = \prod_{i=1}^n P(X_i \leq x) = \left(\frac{x}{\theta}\right)^n; \quad f_{X^{(n)}}(x) = \frac{n}{\theta} \left(\frac{x}{\theta}\right)^{n-1} \quad 0 \leq x \leq \theta$$

再写出极大似然估计的均值:

$$E(\hat{\theta}_n) = E(X^{(n)}) = \int_{-\infty}^{\infty} x f_{X^{(n)}}(x) dx = \int_0^{\theta} x \frac{n}{\theta} \left(\frac{x}{\theta}\right)^{n-1} dx = \frac{n}{n+1} \theta$$

从上述表达式可知, $\lim_{n \rightarrow \infty} E(\hat{\theta}_n) = \theta$ 利用契比雪夫不等式, 有:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P_{\theta}(|\hat{\theta}_n - \theta| \geq \varepsilon) = \lim_{n \rightarrow \infty} P_{\theta}(|\hat{\theta}_n - E(\hat{\theta}_n)| \geq \varepsilon) \leq \frac{Var(\hat{\theta}_n)}{\varepsilon^2}$$

因此还需再求出 $Var(\hat{\theta}_n)$:

$$Var(\hat{\theta}_n) = E(\hat{\theta}_n^2) - E^2(\hat{\theta}_n) = \int_{-\infty}^{\infty} x^2 f_{X^{(n)}}(x) dx - \left(\frac{n}{n+1} \theta\right)^2 = \left(\frac{n}{n+2} - \frac{n^2}{(n+1)^2}\right) \theta^2$$

带入不等式中, 利用夹逼定理, 可得:

$$0 \leq \lim_{n \rightarrow \infty} P_{\theta}(|\hat{\theta}_n - \theta| \geq \varepsilon) \leq \frac{Var(\hat{\theta}_n)}{\varepsilon^2} = \frac{1}{\varepsilon^2} \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\frac{n}{n+2} - \frac{n^2}{(n+1)^2}\right) \theta^2 = 0$$

此即:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P_{\theta}(|\hat{\theta}_n - \theta| \geq \varepsilon) = 0$$

因此 $\hat{\theta}_n$ 是 θ 的相合估计