

# 习题答案

司继春

上海对外经贸大学统计与信息学院

## 1 统计量

**练习 1.** 等式  $\mathbb{E}s = \sigma$  是否成立? 如果成立, 请证明, 如果不成立, 请指出其大小关系。

**解答.** 由于  $\mathbb{E}s^2 = \sigma^2$ , 而  $s = \sqrt{s^2}$ ,  $\sigma = \sqrt{\sigma^2}$ ,  $\sqrt{\cdot}$  为凹函数, 根据 Jensen 不等式,  $\mathbb{E}s = \mathbb{E}\sqrt{s^2} \leq \sqrt{\mathbb{E}s^2} = \sigma$ 。

**练习 2.** 证明  $F^{-1}(q)$  是以下最小化问题的解:

$$\min_c \mathbb{E}\psi_q(X - c)$$

**解答.** 对上式求一阶条件得到:

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{\partial \mathbb{E}\psi_q(X - c)}{\partial c} \\ &= \frac{\partial \int_{\mathbb{R}} \psi_q(x - c) dF(x)}{\partial c} \\ &= \int_{\mathbb{R}} \frac{\partial \psi_q(x - c)}{\partial c} dF(x) \\ &= \int_c^{\infty} (-q) dF(x) + \int_{-\infty}^c (1 - q) dF(x) \\ &= -q(1 - F(c)) + (1 - q)F(c) \\ &= F(c) - q \end{aligned}$$

解上式可得  $c = F^{-1}(q)$ 。

**练习 3.** 求以下分布的充分统计量:

1. 泊松分布

**解答.** 样本的联合分布为:

$$f(x|\lambda) = \prod_{i=1}^N \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda} = \exp \left\{ \sum_{i=1}^N [x_i \ln(\lambda) - \ln(x_i!) - \lambda] \right\}$$

令  $T(x) = \sum_{i=1}^N x_i$ , 那么:

$$f(x|\lambda) = \exp \left\{ T(x) \ln(\lambda) - N\lambda - \sum_{i=1}^N \ln(x_i!) \right\}$$

根据因子分解定理可得,  $T(x)$  为充分统计量。

或者, 另外一种方法是, 将泊松分布写为指数分布族的形式, 即:

$$f(x_i|\lambda) = \frac{1}{x_i!} \exp \{ \lambda x_i - \lambda \}$$

因而  $T(x) = \sum_{i=1}^N x_i$  为充分统计量。

## 2. 指数分布

**解答.** 样本的联合分布为:

$$f(x|\lambda) = \prod_{i=1}^N \frac{1}{\beta} \exp \left\{ -\frac{x_i - a}{\beta} \right\} = \exp \left\{ \sum_{i=1}^N \left[ -\frac{x_i}{\beta} + \frac{a}{\beta} - \ln \beta \right] \right\}$$

因而  $T(x) = \sum_{i=1}^N x_i$  为充分统计量。

## 3. 正态分布

**解答.** 正态分布的密度函数写成指数分布族的形式为:

$$\begin{aligned} f(x_i|\mu, \sigma^2) &= \prod_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left\{ -\frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2} \right\} \\ &= \exp \left\{ -\frac{1}{2} \ln(2\pi) - \ln \sigma - \frac{(x_i - \mu)^2}{2\sigma^2} \right\} \\ &= \exp \left\{ -\frac{x_i^2 - 2\mu x_i + \mu^2}{2\sigma^2} - \frac{1}{2} \ln(2\pi) - \ln \sigma \right\} \\ &= \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma^2} x_i^2 + \frac{\mu}{\sigma^2} x_i - \frac{\mu^2}{2\sigma^2} - \frac{1}{2} \ln(2\pi) - \ln \sigma \right\} \end{aligned}$$

因而  $T_1(x_i) = x_i^2$ ,  $T_2(x_i) = x_i$ , 因而  $T(x) = \left[ \sum_{i=1}^N x_i^2, \sum_{i=1}^N x_i \right]'$  为正态分布的充分统计量。

## 2 参数估计

1. 计算例 (??) 中两个估计量的 MSE。

**解答.** 在上例中,

$$s^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$$

我们知道:

$$\frac{(N-1)s^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(N-1)$$

因而  $\mathbb{E}\left(\frac{(N-1)s^2}{\sigma^2}\right) = N-1$ ,  $\text{Var}\left(\frac{(N-1)s^2}{\sigma^2}\right) = 2(N-1)$ , 即:  $\mathbb{E}(s^2) = \sigma^2$ ,  $\text{Var}(s^2) = \frac{2\sigma^4}{N-1}$ , 因而  $\text{Bias}(s^2) = 0$ , 因而

$$\text{MSE}(s^2) = [\text{Bias}(s^2)]^2 + \text{Var}(s^2) = \frac{2\sigma^4}{N-1}$$

而由于  $\hat{\sigma}^2 = \frac{N-1}{N}s^2$ , 因而

$$\text{Bias}(\hat{\sigma}^2) = \mathbb{E}(\hat{\sigma}^2) - \sigma^2 = \frac{N-1}{N}\sigma^2 - \sigma^2 = -\frac{1}{N}\sigma^2$$

$$\text{Var}(\hat{\sigma}^2) = \text{Var}\left(\frac{N-1}{N}s^2\right) = \frac{(N-1)^2}{N^2}\text{Var}(s^2) = \frac{2(N-1)\sigma^4}{N^2}$$

因而

$$\text{MSE}(\hat{\sigma}) = [\text{Bias}(\hat{\sigma})]^2 + \text{Var}(\hat{\sigma}) = \frac{1}{N^2}\sigma^4 + \frac{2(N-1)\sigma^4}{N^2} = \frac{(2N-1)\sigma^4}{N^2}$$

因而如果以 MSE 为标准,  $\hat{\sigma}^2$  比  $s^2$  更优。

2. 求以下分布总体的矩估计, 并验证其无偏性和一致性。

(a)  $x_i \sim \text{Ber}(p)$

(b)  $x_i \sim N(\mu, \sigma^2)$

**解答.** 首先, 计算总体矩。即:

$$\begin{cases} \mathbb{E}(x_i) = \mu \\ \mathbb{E}(x_i^2) = \text{Var}(x_i) + [\mathbb{E}(x_i)]^2 = \mu^2 + \sigma^2 \end{cases}$$

其次, 我们有样本矩:

$$\begin{cases} m_1 = \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \\ m_2 = \overline{x^2} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2 \end{cases}$$

为了估计未知参数  $\mu, \sigma^2$ ，我们令样本矩等于总体矩，即：

$$\begin{cases} \hat{\mu} = \bar{x} \\ \hat{\mu}^2 + \hat{\sigma}^2 = \overline{x^2} \end{cases}$$

联立以上方程组，得到估计：

$$\begin{cases} \hat{\mu} = \bar{x} \\ \hat{\sigma}^2 = \overline{x^2} - \hat{\mu}^2 = \overline{x^2} - \bar{x}^2 \end{cases}$$

首先验证两个估计的无偏性。首先，对于两个样本矩，我们有：

$$\begin{cases} \mathbb{E}(m_1) = \mathbb{E}(\bar{x}) = \mu \\ \mathbb{E}(m_2) = \mathbb{E}(\overline{x^2}) = \mathbb{E}\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2\right) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbb{E}(x_i^2) = \mu^2 + \sigma^2 \end{cases}$$

因而  $\mathbb{E}(\hat{\mu}) = \mu$ ，而根据 Jensen 不等式，

$$\mathbb{E}(\hat{\sigma}^2) = \mathbb{E}(\overline{x^2} - \bar{x}^2) = \mu^2 + \sigma^2 - \mathbb{E}(\bar{x}^2) \leq \mu^2 + \sigma^2 - [\mathbb{E}(\bar{x})]^2 = \sigma^2$$

因而  $\hat{\mu}$  是  $\mu$  的无偏估计，而  $\hat{\sigma}^2$  不是  $\sigma^2$  的无偏估计。

而对于一致性，根据大数定律，我们有：

$$\begin{cases} m_1 = \bar{x} \xrightarrow{P} \mu \\ m_2 = \overline{x^2} \xrightarrow{P} \mathbb{E}(x_i^2) = \mu^2 + \sigma^2 \end{cases}$$

因而  $\hat{\mu} = \bar{x} \xrightarrow{P} \mu$ ，而  $\hat{\sigma}^2 = \overline{x^2} - \bar{x}^2 \xrightarrow{P} \mu^2 + \sigma^2 - \mu^2 = \sigma^2$ ，即  $\hat{\mu}$  是  $\mu$  的一致估计，而  $\hat{\sigma}^2$  是  $\sigma^2$  的一致估计。

(c)  $x_i \sim P(\lambda)$

3. 若  $x_i \sim U(a, b)$  *i.i.d.*，求其矩估计，并验证其一致性。

**解答**：首先，计算总体矩。即：

$$\begin{cases} \mathbb{E}(x_i) = \frac{a+b}{2} \\ \mathbb{E}(x_i^2) = \text{Var}(x_i) + [\mathbb{E}(x_i)]^2 = \frac{(b-a)^2}{12} + \frac{(a+b)^2}{4} \end{cases}$$

其次，我们有样本矩：

$$\begin{cases} m_1 = \bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \\ m_2 = \overline{x^2} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2 \end{cases}$$

为了估计未知参数  $a, b$ , 我们令样本矩等于总体矩, 即:

$$\begin{cases} \frac{\hat{a}+\hat{b}}{2} = \bar{x} \\ \frac{(\hat{b}-\hat{a})^2}{12} + \frac{(\hat{a}+\hat{b})^2}{4} = \overline{x^2} \end{cases}$$

联立以上方程组, 得到估计:

$$\begin{cases} \hat{a} = \bar{x} - \sqrt{3}\sqrt{\overline{x^2} - \bar{x}^2} \\ \hat{b} = \bar{x} + \sqrt{3}\sqrt{\overline{x^2} - \bar{x}^2} \end{cases}$$

为了验证一致性, 首先根据大数定律, 有:

$$\begin{cases} m_1 = \bar{x} \xrightarrow{P} \mathbb{E}(x_i) = \frac{a+b}{2} \\ m_2 = \overline{x^2} \xrightarrow{P} \mathbb{E}(x_i^2) = \frac{(b-a)^2}{12} + \frac{(a+b)^2}{4} \end{cases}$$

因而  $\hat{a} \xrightarrow{P} \frac{a+b}{2} - \sqrt{3}\sqrt{\frac{(b-a)^2}{12}} = \frac{a+b}{2} - \frac{b-a}{2} = a$ , 同理  $\hat{b} \xrightarrow{P} b$ .

4. 求以下分布总体的极大似然估计, 证明其一致性并计算估计量的极限分布。

(a)  $x_i \sim P(\lambda)$

**解答.** 样本  $x = (x_1, \dots, x_N)'$  的联合密度函数为:

$$f(x|\lambda) = \prod_{i=1}^N \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda} = \exp \left\{ \sum_{i=1}^N [x_i \ln(\lambda) - \ln(x_i!) - \lambda] \right\}$$

因而其对数似然函数为:

$$L(\lambda|x) = \sum_{i=1}^N [x_i \ln(\lambda) - \ln(x_i!) - \lambda]$$

最大化似然函数, 其一阶条件为:

$$\sum_{i=1}^N \left( \frac{x_i}{\lambda} - 1 \right) = 0$$

解得:

$$\hat{\lambda} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

验证一致性，直接根据大数定律可得：

$$\hat{\lambda} = \bar{x} \xrightarrow{P} \mathbb{E}(x_i) = \lambda$$

而根据中心极限定理，有：

$$\sqrt{N}(\hat{\lambda} - \lambda) = \sqrt{N}(\bar{x} - \lambda) \stackrel{a}{\sim} N(0, \text{Var}(x_i))$$

而由于  $\text{Var}(x_i) = \lambda$ ，因而

$$\sqrt{N}(\hat{\lambda} - \lambda) \stackrel{a}{\sim} N(0, \lambda)$$

即  $\hat{\lambda} \stackrel{a}{\sim} N(\lambda, \frac{\lambda}{N})$ 。

(b)  $x_i \sim N(\mu, 1)$

(c)  $x_i \sim N(0, \sigma^2)$