

《概率论与数理统计》习题

第十八讲 频率学派常见点估计方法

1. 设总体分布列/密度函数如下, x_1, x_2, \dots, x_n 是样本, 试求未知参数的矩估计:

(a) $P(X = x) = (x-1)\theta^2(1-\theta)^{x-2}, x = 2, 3, \dots, 0 < \theta < 1.$

(b) $p(x; \theta) = (\theta+1)x^\theta, 0 < x < 1, \theta > 0.$

解:

(1)

$$\begin{aligned} E(X) &= \sum_{x=2}^{+\infty} x(x-1)\theta^2(1-\theta)^{x-2} \\ &= \theta^2 \sum_{x=2}^{+\infty} x(x-1)(1-\theta)^{x-2} \\ &= \theta^2 \cdot \frac{2}{\theta^3} \\ &= \frac{2}{\theta}. \end{aligned}$$

即 $\theta = \frac{2}{E(X)}$, 所以 θ 的矩估计为 $\hat{\theta} = \frac{2}{\bar{x}}$.

(2)

$$\begin{aligned} E(X) &= \int_0^1 x(\theta+1)x^\theta dx \\ &= \frac{\theta+1}{\theta+2}. \end{aligned}$$

即 $\theta = \frac{1-2E(X)}{E(X)-1}$, 所以 θ 的矩估计为 $\hat{\theta} = \frac{1-2\bar{x}}{\bar{x}-1}$.

2. 设总体为 $N(\mu, 1)$, 现对该总体观测 n 次, 发现有 k 次观测值为正, 使用频率替换方法求 μ 的估计。

解:

观测值为正的频率是 $f = \frac{k}{n}$, 接下来将计算观测值为正的概率:

因为总体 $X \sim N(\mu, 1)$, 所以,

$$P(X > 0) = 1 - P(X < 0) = 1 - P(X - \mu < -\mu) = 1 - \Phi(-\mu) = \Phi(\mu).$$

利用频率替换概率的想法, 有 $\Phi(\hat{\mu}) = \frac{k}{n}$,

所以, μ 的矩估计为: $\hat{\mu} = \Phi^{-1}(\frac{k}{n})$.

3. 设总体的概率密度函数如下, x_1, x_2, \dots, x_n 是样本, 试求未知参数的最大似然估计:

(a) $p(x; \theta) = \frac{1}{2\theta} e^{-|x|/\theta}, \theta > 0;$

(b) $p(x; \theta_1, \theta_2) = \frac{1}{\theta_2 - \theta_1}, \theta_1 < x < \theta_2;$

解:

(1) 似然函数为:

$$L(\theta) = \left(\frac{1}{2\theta}\right)^n e^{-\frac{\sum_{i=1}^n |x_i|}{\theta}}.$$

对数似然函数为:

$$\ln L(\theta) = -n \ln 2\theta - \frac{\sum_{i=1}^n |x_i|}{\theta}.$$

关于 θ 求导:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln L(\theta)}{\partial \theta} &= \frac{-n}{\theta} + \frac{\sum_{i=1}^n |x_i|}{\theta^2} = 0. \\ \hat{\theta} &= \frac{\sum_{i=1}^n |x_i|}{n}. \end{aligned}$$

并且,

$$\frac{\partial^2 \ln L(\theta)}{\partial \theta^2} \Big|_{\hat{\theta}} = -\frac{n^3}{(\sum_{i=1}^n |x_i|)^2} < 0.$$

所以, $\hat{\theta}$ 是 θ 的最大似然估计。

(2) 似然函数为:

$$L(\theta) = \frac{1}{(\theta_2 - \theta_1)^n} I_{\theta_1 < x_{(1)} < x_{(n)} < \theta_2}.$$

由于, 要使 $L(\theta)$ 尽量大, 首先, 示性函数的取值应为 1, 即 $\theta_1 < x_{(1)} < x_{(n)} < \theta_2$; 其次, 要使 $\theta_2 - \theta_1$ 要尽量小, 所以, θ_1 的最大似然估计为 $x_{(1)}$, θ_2 的最大似然估计为 $x_{(n)}$ 。

4. 设 x_1, x_2, \dots, x_n 是来自密度函数为 $p(x; \theta) = e^{-(x-\theta)}, x > \theta$ 的总体的样本。

(a) 求 θ 的最大似然估计 $\hat{\theta}_1$, 它是否是相合估计? 是否是无偏估计?

(b) 求 θ 的矩估计 $\hat{\theta}_2$, 它是否是相合估计? 它是否是无偏估计?

解:

(1) 似然函数为:

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n (e^{-(x_i-\theta)} I_{\{x_i > \theta\}}) = e^{-\sum_{i=1}^n x_i + n\theta} I_{\{x_1 > \theta\}}.$$

可以看出, $L(\theta)$ 在示性函数为 1 的条件下是 θ 的增函数, 因此 θ 的最大似然估计为 $\hat{\theta}_1 = x_{(1)}$.

$x_{(1)}$ 的密度函数为 $f(x) = ne^{-n(x-\theta)}, x > \theta$, 所以,

$$E(\hat{\theta}_1) = \int_{\theta}^{+\infty} xne^{-n(x-\theta)} dx = \frac{1}{n} + \theta.$$

因此, $\hat{\theta}_1$ 不是 θ 的无偏估计, 却是渐进无偏估计。

当 $n \rightarrow +\infty$ 时, $E(\hat{\theta}_1) \rightarrow \theta$, 接下来计算 $Var(\hat{\theta}_1)$.

$$E(\hat{\theta}_1^2) = \int_{\theta}^{+\infty} x^2 ne^{-n(x-\theta)} dx = \frac{2}{n^2} + \frac{2}{n}\theta + \theta^2.$$

$$Var(\hat{\theta}_1) = E(\hat{\theta}_1^2) - E^2(\hat{\theta}_1) = \frac{1}{n^2} \rightarrow 0.$$

说明 $\hat{\theta}_1$ 是 θ 的相合估计。

(2) 矩估计:

$$E(X) = \int_{\theta}^{+\infty} xe^{-(x-\theta)} dx = \theta + 1.$$

所以, θ 的矩估计为:

$$\hat{\theta}_2 = \bar{x} - 1.$$

接下来计算 $Var(\hat{\theta}_2)$.

$$E(X^2) = \int_{\theta}^{+\infty} x^2 e^{-(x-\theta)} dx = \theta^2 + 2\theta + 2.$$

$$Var(X) = E(X^2) - E^2(X) = 1.$$

所以,

$$E(\hat{\theta}_2) = E(\bar{x}) - 1 = \theta.$$

$$Var(\hat{\theta}_2) = \frac{1}{n}Var(X) = \frac{1}{n} \rightarrow 0 (n \rightarrow +\infty).$$

因此, $\hat{\theta}_2$ 是 θ 的无偏估计和相合估计。

5. 众所周知, 双胞胎可分为同卵双胞胎与异卵双胞胎。在一项针对双胞胎的研究中, 研究者关心的是一对双胞胎是同卵双胞胎的概率, 记为 p , 而且研究者也关心一个孩子是男孩的概率, 记为 q . 在这项研究中, 研究者招募到了 n 对双胞胎 (包括龙凤胎), 其中 n_1 是两个男孩的双胞胎, n_2 是两个女孩的双胞胎, $n_3 = n - (n_1 + n_2)$ 是龙凤胎 (一个男孩一个女孩)。另外, 研究者虽然知道不同性别的双胞胎一定不是同卵双胞胎, 但并不知道其中哪些相同性别的双胞胎为同卵双胞胎。

- (a) 采用 EM 算法, 写出 $\theta = (p, q)$ 的最大似然估计的形式。(提示: 构造合适的潜变量, 定义似然函数, 写出 EM 算法中的 E 步和 M 步)
- (b) (编程题) 在 $n = 1000, n_1 = 432, n_2 = 232, n_3 = 336$ 时, 编程计算出 θ 的最大似然估计。

解:

(1) 令 MM 代表双胞胎均是男孩子, FF 代表双胞胎均是女孩子, MF 代表龙凤胎, 其中, 龙凤胎一定是异卵双胞胎, 但是性别相同的双胞胎可能为同卵或异卵双胞胎。

因此, 我们可得: $P(MM) = pq + (1-p)q^2$, $P(FF) = p(1-q) + (1-p)(1-q)^2$, $P(MF) = 2(1-p)(1-q)q$.

令 $\mathbf{x} = (n_1, n_2, n_3)$ 为可观测变量, 设 $\mathbf{z} = (n_{11}, n_{12}, n_{21}, n_{22}, n_3)$, 其中 n_{11} 是双胞胎均为男孩并来自同卵双胞胎的人数, $n_{12} = n_1 - n_{11}$ 是双胞胎均为男孩并来自异卵双胞胎的人数, 同理, n_{21} 是双胞胎均为女孩并来自同卵双胞胎的人数, $n_{22} = n_2 - n_{21}$ 是双胞胎均为女孩并来自异卵双胞胎的人数。

关于参数 $\theta = (p, q)$ 的似然函数:

$$L(\theta, \mathbf{z}) \propto (pq)^{n_{11}} ((1-p)q^2)^{n_{12}} (p(1-q))^{n_{21}} ((1-p)(1-q)^2)^{n_{22}} (2(1-p)(1-q)q)^{n_3}$$

$$\propto p^{n_{11}+n_{21}} (1-p)^{n_{12}+n_{22}+n_3} q^{n_{11}+2n_{12}+n_3} (1-q)^{n_{21}+2n_{22}+n_3}.$$

对数似然函数为：

$$\begin{aligned} \ln L(\theta, \mathbf{z}) &\propto (n_{11} + n_{21}) \ln p + (n_{12} + n_{22} + n_3) \ln(1 - p) \\ &\quad + (n_{11} + 2n_{12} + n_3) \ln q + (n_{21} + 2n_{22} + n_3) \ln(1 - q). \end{aligned}$$

已知 $\mathbf{x} = (n_1, n_2, n_3)$ 和 $\theta = (p, q)$ ，可得：

$$\begin{aligned} n_{11} &\sim b(n_1, \frac{pq}{pq + (1-p)q^2}). \\ n_{21} &\sim b(n_2, \frac{p(1-q)}{p(1-q) + (1-p)(1-q)^2}). \end{aligned}$$

E 步：

$$\begin{aligned} Q(\theta | \mathbf{x}, \theta^{(k)}) &= E_{\mathbf{z}} \ln L(\theta, \mathbf{z}) \\ &\propto (n_{11}^{(k)} + n_{21}^{(k)}) \ln p + (n_{12}^{(k)} + n_{22}^{(k)} + n_3) \ln(1 - p) \\ &\quad + (n_{11}^{(k)} + 2n_{12}^{(k)} + n_3) \ln q + (n_{21}^{(k)} + 2n_{22}^{(k)} + n_3) \ln(1 - q). \end{aligned}$$

其中，

$$\begin{aligned} n_{11}^{(k)} &= E(n_{11} | \mathbf{x}, \theta^{(k)}) = n_1 \frac{p^{(k)} q^{(k)}}{p^{(k)} q^{(k)} + (1 - p^{(k)}) q^{(k)^2}}. \\ n_{12}^{(k)} &= n_1 - n_{11}^{(k)} = n_1 \frac{(1 - p^{(k)}) q^{(k)^2}}{p^{(k)} q^{(k)} + (1 - p^{(k)}) q^{(k)^2}}. \\ n_{21}^{(k)} &= E(n_{21} | \mathbf{x}, \theta^{(k)}) = n_2 \frac{p^{(k)} (1 - q^{(k)})}{p^{(k)} (1 - q^{(k)}) + (1 - p^{(k)}) (1 - q^{(k)})^2}. \\ n_{22}^{(k)} &= n_2 - n_{21}^{(k)} = n_2 \frac{(1 - p^{(k)}) (1 - q^{(k)})^2}{p^{(k)} (1 - q^{(k)}) + (1 - p^{(k)}) (1 - q^{(k)})^2}. \end{aligned}$$

M 步：

$$\begin{aligned} p^{(k+1)} &= \frac{n_{11}^{(k)} + n_{21}^{(k)}}{n_{11}^{(k)} + n_{12}^{(k)} + n_{21}^{(k)} + n_{22}^{(k)} + n_3} = \frac{n_{11}^{(k)} + n_{21}^{(k)}}{n}. \\ q^{(k+1)} &= \frac{n_{11}^{(k)} + 2n_{12}^{(k)} + n_3}{n_{11}^{(k)} + 2n_{12}^{(k)} + n_3 + n_{21}^{(k)} + 2n_{22}^{(k)} + n_3} = \frac{n_{11}^{(k)} + 2n_{12}^{(k)} + n_3}{n + n_{12}^{(k)} + n_{22}^{(k)} + n_3}. \end{aligned}$$

(2) 当 $n = 1000$, $n_1 = 432$, $n_2 = 232$, $n_3 = 336$ 时, $p = 0.3$, $q = 0.6$.

代码仅供参考

```

In [1]: import random

In [2]: n1 = 432
        n2 = 232
        n3 = 336
        n = 1000

In [3]: def _n11(p,q):
        return n1*p*q/(p*q+(1-p)*q*q)

In [4]: def _n12(p,q):
        return n1*(1-p)*q*q/(p*q+(1-p)*q*q)

In [5]: def _n21(p,q):
        return n2*p*(1-q)/(p*(1-q)+(1-p)*(1-q)*(1-q))

In [6]: def _n22(p,q):
        return n2*(1-p)*(1-q)*(1-q)/(p*(1-q)+(1-p)*(1-q)*(1-q))

In [9]: p=random.random()
        q=random.random()
        #设置随机初值
        new_p = p
        new_q = q

        while True: #迭代

            p = new_p
            q = new_q

            n11 = _n11(p,q)
            n12 = _n12(p,q)

            n21 = _n21(p,q)
            n22 = _n22(p,q)

            new_p = (n11+n21)/n
            new_q = (n11+2*n12+n3)/(n+n12+n22+n3)

            if abs(new_p-p)<0.000001 and abs(new_q-q)<0.000001:#是否收敛
                p = new_p
                q = new_q
                break

In [10]: print(p,q)

0.2999972714118231 0.60000000808603186

```