

概率论与数理统计 第9次作业

Name: 宋昊原 Student ID: 2022010755

November 18, 2023

1 概率知识总结

- 事件的概率
 - 事件、事件的运算
 - 概率的三种解释
 - * 古典解释
 - * 频率解释
 - * 主观解释
 - 概率的公理化定义
 - 条件概率
 - 事件的独立性
 - Bayes公式
- 随机变量
 - 累积分布函数
 - 离散型随机变量和概率质量函数
 - * Bernoulli分布
 - * 二项分布
 - * Poisson分布
 - 连续型随机变量和概率密度函数
 - * 均匀分布
 - * 正态分布
 - * 指数分布
 - 随机变量的函数
- 随机向量
 - 联合累积分布函数
 - 离散分布和联合概率质量函数
 - * 多项分布
 - 连续分布和联合概率密度函数
 - * 二元正态分布
 - 边际分布
 - 条件分布和随机变量的独立性
 - 随机向量的函数
 - * 直接求解函数的分布
 - * 密度函数变换法

- 随机变量的数字特征
 - 期望
 - 分位数
 - 方差、标准差
 - 协方差、相关系数
 - 矩、偏度系数、峰度系数
 - 矩母函数
 - * 矩母函数和矩的关系
 - * 矩母函数确定分布
 - 条件期望和全期望公式
- 概率不等式与极限定理
 - 概率不等式
 - * Markov不等式
 - * Chebishev不等式
 - * Chernoff不等式
 - 随机变量列的收敛性
 - * 依概率收敛
 - * 以概率1收敛
 - * 依分布收敛
 - 极限定理
 - * Khinchin弱大数定律
 - * Kolmogorov强大数定律
 - * 中心极限定理

主要问题在于期望方差的证明、随机变量列收敛的证明等证明题的思路.

2 抽样调查案例

高中数学课统计单元曾布置过一个作业, 要求调查关于高考3+3选科方案的内容. 然而, 我们抽样的方式采取发朋友圈的方便抽样的方式, 由于课程关联、分班等原因, 我们认识的同学中选择理科的比例要比年级里高得多, 这样的抽样很可能不具备代表性.

3 简单随机抽样

3.1

只需证明 X_i 取得总体中任何一个选择 x_j 的概率确实是 $\frac{1}{N}$ 即可.

$$\begin{aligned}
 P(X_i = x_j) &= P(X_1 \neq x_j \wedge \dots \wedge X_{i-1} \neq x_j) P(X_i = x_j | X_1 \neq x_j \wedge \dots \wedge X_{i-1} \neq x_j) \\
 &= \frac{N-1}{N} \times \frac{N-2}{N-1} \times \dots \times \frac{N-i+1}{N-i+2} \times \frac{1}{N-i+1} = \frac{1}{N}
 \end{aligned}$$

即所有 X_i 同分布, 故有

$$\begin{aligned}
 E(X_i) &= \sum_{j=1}^N \frac{1}{N} x_j = \mu \\
 Var(X_i) &= \sum_{j=1}^N \frac{1}{N} (x_j - \mu)^2 = \sigma^2
 \end{aligned}$$

3.2

$$E(\bar{X}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i) = \mu$$

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

其中

$$\begin{aligned} E(X_i^2) &= \text{Var}(X_i) + E^2(X_i) = \mu^2 + \sigma^2 \\ E(X_i X_j) &= \frac{1}{N(N-1)} \left(\sum_{1 \leq k, l \leq N, k \neq l} x_k x_l \right) \\ &= \frac{1}{N(N-1)} \left(\left(\sum_{k=1}^N x_k \right)^2 - \sum_{k=1}^N x_k^2 \right) \\ &= \frac{1}{N(N-1)} (N^2 \mu^2 - N(\mu^2 + \sigma^2)) \\ &= \mu^2 - \frac{1}{N-1} \sigma^2 \end{aligned}$$

故

$$\begin{aligned} E(\bar{X}^2) &= \frac{1}{n^2} (n(\mu^2 + \sigma^2) + n(n-1)(\mu^2 - \frac{1}{N-1} \sigma^2)) \\ &= \mu^2 - \frac{1}{n} \left(\frac{N-n}{N-1} \right) \sigma^2 \end{aligned}$$

故

$$\text{Var}(\bar{X}) = E(\bar{X}^2) - E^2(\bar{X}) = \frac{\sigma^2}{n} \left(\frac{N-n}{N-1} \right)$$

4 二项总体的估计

4.1

总体的均值为 kp ，方差为 $kp(1-p)$ ，矩估计为

$$kp \approx \bar{X}$$

$$kp(1-p) \approx \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$

故

$$\begin{aligned} p &\approx 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n\bar{X}} \\ k &\approx \frac{\bar{X}}{1 - \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n\bar{X}}} = \frac{n\bar{X}^2}{n\bar{X} - \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \end{aligned}$$

4.2

根据第11题计算机实验中的讨论，上述估计在 n 或 p 较小时很不准确。

5 均匀总体的估计

5.1 矩估计

$$\mu = \frac{3}{2}\theta$$

故

$$\theta \approx \frac{2}{3}\bar{X}$$

5.2 极大似然估计

均匀分布的概率密度函数为

$$f_1(x; \theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta} & \theta \leq x \leq 2\theta \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

故似然函数

$$L(\theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta^n} & \theta \leq X_1, \dots, X_n \leq 2\theta \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

要使 $L(\theta)$ 取最大值, 只需在满足 $\theta \leq X_1, \dots, X_n \leq 2\theta$ 的条件下取最小的 θ , 即

$$\theta^* = \frac{\max_i X_i}{2}$$

6 特殊分布的估计

6.1

显然有 $f(x; a, \sigma) \geq 0, \forall x \in \mathbb{R}$

$$\begin{aligned} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x; a, \sigma) dx &= \frac{1}{\sigma^2} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{(x-a)^2}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(x-a)^2\right) dx \\ &= \frac{1}{\sigma^2} \text{Var}(N(a, \sigma^2)) = 1 \end{aligned}$$

6.2 矩估计

总体均值

$$\begin{aligned} E(X) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(x-a)^2}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(x-a)^2\right) dx \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{(x-a)^3}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(x-a)^2\right) d(x-a) + a \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{(x-a)^2}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(x-a)^2\right) dx \\ &= 0 + a = a \end{aligned}$$

总体方差

$$\begin{aligned} \text{Var}(X) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{(x-a)^4}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(x-a)^2\right) dx \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x^4}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}x^2\right) dx \end{aligned}$$

令 $\xi = \frac{x}{\sigma}$, 有

$$\text{Var}(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\xi^4 \sigma^2}{\sqrt{\pi}} \exp\left(-\frac{\xi^2}{2}\right) d\xi = 3\sqrt{2}\sigma^2$$

故

$$\begin{aligned} a &\approx \bar{X} \\ \sigma^2 &\approx \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{3\sqrt{2}n} \end{aligned}$$

6.3 极大似然估计

似然函数

$$L(a, \sigma^2) = \prod_{i=1}^n \frac{(X_i - a)^2}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} \exp\left(-\frac{(X_i - a)^2}{2\sigma^2}\right)$$

故

$$\ln L(a, \sigma^2) = \sum_{i=1}^n \left(2 \ln |X_i - a| - \frac{(X_i - a)^2}{2\sigma^2} - \ln(\sqrt{2\pi}\sigma^3)\right)$$

似然方程为

$$\frac{\partial \ln L(a, \sigma^2)}{\partial a} = \sum_{i=1}^n \left(-\frac{2}{X_i - a} + \frac{X_i - a}{\sigma^2}\right) = 0$$

$$\frac{\partial \ln L(a, \sigma^2)}{\partial \sigma^2} = \sum_{i=1}^n \left(\frac{(X_i - a)^2}{2\sigma^4} - \frac{3}{2\sigma^2}\right) = 0$$

即

$$\sum_{i=1}^n \frac{(X_i - a)^2}{\sigma^2} - 2n = 0$$

$$\sum_{i=1}^n \frac{(X_i - a)^2}{\sigma^2} - 3n = 0$$

这似乎是个矛盾方程.

7 Bernoulli分布估计

7.1 矩估计

$$p \approx \bar{X}$$

7.2 极大似然估计

$$L(p) = p^{X_1 + \dots + X_n} (1 - p)^{n - X_1 - \dots - X_n} = p^{n\bar{X}} (1 - p)^{n - n\bar{X}}$$

$$\ln L(p) = n\bar{X} \ln p + n(1 - \bar{X}) \ln(1 - p)$$

令

$$\frac{\partial \ln p}{\partial p} = \frac{n\bar{X}}{p} - \frac{n(1 - \bar{X})}{1 - p} = 0$$

$$(1 - p^*)\bar{X} = p^*(1 - \bar{X})$$

$$p^* = \bar{X}$$

这确实是最大值点.

8 多项分布极大似然估计

联合分布PMF为

$$L(\mathbf{p}) = f(X_1, \dots, X_m; p_1, \dots, p_m) = \frac{n!}{X_1! \dots X_m!} p_1^{X_1} \dots p_m^{X_m}$$

$$\ln L(\mathbf{p}) = \ln \frac{n!}{X_1! \dots X_m!} + X_1 \ln p_1 + \dots + X_m \ln p_m$$

需要找此函数在 $p_1 + \dots + p_m = 1$ 条件下的条件极值, 故考虑Lagrange函数:

$$\tilde{L}(\mathbf{p}, \lambda) = \ln \frac{n!}{X_1! \dots X_m!} + X_1 \ln p_1 + \dots + X_m \ln p_m + \lambda(p_1 + \dots + p_m - 1)$$

故

$$\frac{\partial \ln L(\mathbf{p})}{\partial (\mathbf{p}, \lambda)} = \begin{bmatrix} \frac{X_1}{p_1} + \lambda & \dots & \frac{X_m}{p_m} + \lambda & p_1 + \dots + p_m - 1 \end{bmatrix}$$

令上述梯度为 $\mathbf{0}$, 则有

$$\frac{X_1}{p_1} = \dots = \frac{X_m}{p_m} = -\lambda$$
$$p_1 + \dots + p_m = 1$$

故

$$p_i = \frac{X_i}{X_1 + \dots + X_m}$$

这是符合预期的估计.

9 给定分布的估计

9.1 矩估计

$$E(X) = \theta^2 + 4\theta(1 - \theta) + 3(1 - \theta)^2 = 3 - 2\theta$$

此时

$$\bar{X} = \frac{4}{3}$$

故

$$\hat{\theta} = \frac{5}{6}$$

9.2 极大似然估计

$$L(\theta) = 2\theta^5(1 - \theta) = 2\theta^5 - \theta^6$$

令

$$\frac{dL(\theta)}{d\theta} = 5\theta^4 - 6\theta^5 = 0$$

有

$$\theta^* = \frac{5}{6}$$

这确实是最大值点.

10 某种幂分布的估计

10.1 矩估计

$$E(X) = \int_0^1 \theta x^\theta dx = \frac{\theta}{\theta + 1}$$

故

$$\frac{\hat{\theta}}{\hat{\theta} + 1} = \bar{X}$$
$$\hat{\theta} = \frac{\bar{X}}{1 - \bar{X}}$$

10.2 极大似然估计

$$L(\theta) = \theta^n \left(\prod_{i=1}^n X_i \right)^{\theta-1}$$

$$\ln L(\theta) = n \ln \theta + (\theta - 1) \ln \prod_{i=1}^n X_i$$

令

$$\frac{d \ln L(\theta)}{d\theta} = \frac{n}{\theta} + \ln \prod_{i=1}^n X_i = 0$$

解得

$$\theta^* = -\frac{n}{\sum_{i=1}^n \ln X_i}$$

由于

$$L(0) = \lim_{\theta \rightarrow +\infty} L(\theta) = 0$$

知，这确实是最大值点。

11 计算机实验：矩估计

11.1 数据展示

```
[1] "参数: k=10,p=0.01, 模拟次数 10"
[1] "第1次模拟: p=NaN,k=NaN"
[1] "第2次模拟: p=NaN,k=NaN"
[1] "第3次模拟: p=NaN,k=NaN"
[1] "第4次模拟: p=0.0000000000,k=Inf"
[1] "第5次模拟: p=0.0000000000,k=Inf"
[1] "第6次模拟: p=0.2222222222,k=1.3500000000"
[1] "第7次模拟: p=NaN,k=NaN"
[1] "第8次模拟: p=0.0000000000,k=Inf"
[1] "第9次模拟: p=NaN,k=NaN"
[1] "第10次模拟: p=-0.2222222222,k=-1.8000000000"
[1] "参数: k=10,p=0.01, 模拟次数 1000"
[1] "第1次模拟: p=-0.0411893375,k=-2.6220378038"
[1] "第2次模拟: p=-0.0744955482,k=-1.2752439887"
[1] "第3次模拟: p=-0.0041152263,k=-26.2440000000"
[1] "第4次模拟: p=0.0049175389,k=20.9454367589"
[1] "第5次模拟: p=-0.0508842176,k=-1.8866360656"
[1] "第6次模拟: p=0.0116783450,k=8.2203428571"
[1] "第7次模拟: p=0.0396110396,k=2.8274945848"
[1] "第8次模拟: p=-0.0018895300,k=-47.1016607143"
[1] "第9次模拟: p=0.0172091283,k=5.7527608696"
[1] "第10次模拟: p=0.0604564961,k=1.6706227869"
```

```
[1] "参数: k=10,p=0.50, 模拟次数 10"
[1] "第1次模拟: p=0.3333333333,k=15.0000000000"
[1] "第2次模拟: p=0.6356589147,k=6.7646341463"
[1] "第3次模拟: p=0.7407407407,k=6.0750000000"
[1] "第4次模拟: p=0.6521739130,k=7.0533333333"
[1] "第5次模拟: p=0.2510288066,k=21.5114754098"
[1] "第6次模拟: p=0.3333333333,k=13.2000000000"
[1] "第7次模拟: p=0.5248226950,k=8.9554054054"
[1] "第8次模拟: p=0.2411347518,k=19.4911764706"
[1] "第9次模拟: p=0.0725623583,k=67.5281250000"
[1] "第10次模拟: p=0.6666666667,k=7.8000000000"
[1] "参数: k=10,p=0.50, 模拟次数 1000"
[1] "第1次模拟: p=0.5003635570,k=10.0506920004"
[1] "第2次模拟: p=0.5366186638,k=9.4033255642"
[1] "第3次模拟: p=0.5352055031,k=9.6056560893"
[1] "第4次模拟: p=0.4558843980,k=10.8316933460"
[1] "第5次模拟: p=0.5295505947,k=9.3324416012"
[1] "第6次模拟: p=0.4909248872,k=10.1481919748"
[1] "第7次模拟: p=0.4923854875,k=10.0693463260"
[1] "第8次模拟: p=0.5144872163,k=9.6931465776"
[1] "第9次模拟: p=0.4962459941,k=10.0010882883"
[1] "第10次模拟: p=0.5009835335,k=9.8945367839"
```

11.2 问题

在 p 很小或 n 很小时，很容易得到估计不准的情况， p 小的时候参数可能会被计算成负值， n 小的时候虽然不会出现负值但估计也很不准确，而 n, p 都很小的时候甚至会产生数学错误（发生0次时，均值和方差均为0，产生NaN，而发生1次时， p 的估计值为0， k 产生Inf）

只有 p, n 都足够大的情况下，矩估计才能得到好的估计结果