

作业答案 1

司继春

上海对外经贸大学统计与信息学院

练习 1. 计算泊松分布的方差。

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(X^2) &= e^{-\lambda} \sum_{x=0}^{\infty} x^2 \frac{\lambda^x}{x!} \\&= \lambda e^{-\lambda} \sum_{x=1}^{\infty} x \frac{\lambda^{x-1}}{(x-1)!} \\&= \lambda e^{-\lambda} \sum_{x=1}^{\infty} (x-1+1) \frac{\lambda^{x-1}}{(x-1)!} \\&= \lambda e^{-\lambda} \sum_{x=1}^{\infty} (x-1) \frac{\lambda^{x-1}}{(x-1)!} + \lambda e^{-\lambda} \sum_{x=1}^{\infty} \frac{\lambda^{x-1}}{(x-1)!} \\&= \lambda e^{-\lambda} \sum_{x'=0}^{\infty} x' \frac{\lambda^{x'}}{x'!} + \lambda \\&= \lambda^2 + \lambda \\&\quad (x' = x - 1)\end{aligned}$$

从而其方差： $\text{Var}(X) = \mathbb{E}(X^2) - [\mathbb{E}(X)]^2 = \lambda^2 + \lambda - \lambda^2 = \lambda$

练习 2. 计算 $\Gamma(\alpha, \beta)$ 分布的方差。

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}(X^2) &= \int_0^\infty x^2 \frac{1}{\Gamma(\alpha) \beta^\alpha} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} dx \\
&= \alpha \beta \int_0^\infty x \frac{1}{\Gamma(\alpha+1) \beta^{\alpha+1}} x^\alpha e^{-x/\beta} dx \\
&= \alpha \beta \int_0^\infty \frac{1}{\Gamma(\alpha+1) \beta^{\alpha+1}} x^{\alpha+1} e^{-x/\beta} dx \\
&= \alpha \beta \int_0^\infty \frac{1}{\Gamma(\alpha+2) \beta^{\alpha+2}} (\alpha+1) \beta x^{\alpha+1} e^{-x/\beta} dx \\
&= \alpha \beta (\alpha+1) \beta \int_0^\infty \frac{1}{\Gamma(\alpha+2) \beta^{\alpha+2}} x^{\alpha+1} e^{-x/\beta} dx \\
&= \alpha (\alpha+1) \beta^2
\end{aligned}$$

$$\text{因而 } \text{Var}(X) = \mathbb{E}(X^2) - [\mathbb{E}(X)]^2 = \alpha(\alpha+1)\beta^2 - \alpha^2\beta^2 = \alpha\beta^2$$

练习 3. 证明: 对于一个随机变量 $X \sim F_X$, 随机变量 $Y = F_X(X) \sim \text{Uniform}(0, 1)$ 。

$Y \in [0, 1]$, 其分布函数:

$$\begin{aligned}
P(Y \leq y) &= P(F_X(X) \leq y) \\
&= P(X \leq F_X^{-1}(y)) \\
&= \int_{-\infty}^{F_X^{-1}(y)} dF_X \\
&= F_X(F_X^{-1}(y)) - F_X(-\infty) \\
&= y - 0 = y
\end{aligned}$$

因而 $Y \sim \text{Uniform}(0, 1)$ 。

练习 4. 证明 $\text{Var}(Y) = \text{Var}[\mathbb{E}(Y|X)] + \mathbb{E}[\text{Var}(Y|X)]$

两项分开来看:

$$\begin{aligned}
\text{Var}[\mathbb{E}(Y|X)] &= \mathbb{E}[\mathbb{E}(Y|X) - \mathbb{E}(Y)]^2 \\
&= \mathbb{E}\left[(\mathbb{E}(Y|X))^2 + (\mathbb{E}(Y))^2 - 2\mathbb{E}(Y)\mathbb{E}(Y|X)\right] \\
&= \mathbb{E}\left[(\mathbb{E}(Y|X))^2\right] - (\mathbb{E}(Y))^2 \\
\mathbb{E}[\text{Var}(Y|X)] &= \mathbb{E}(Y^2) - \mathbb{E}\left[(\mathbb{E}(Y|X))^2\right]
\end{aligned}$$

练习 5. 计算例 (12) 中的 $\text{Var}(M)$ 。

由于 $\text{Var}(M) = \text{Var}(\mathbb{E}(M|N)) + \mathbb{E}(\text{Var}(M|N))$, 其中 $\mathbb{E}(M|N) = Np$, 因而 $\text{Var}(\mathbb{E}(M|N)) = \text{Var}(Np) = p^2 \text{Var}(N) = p^2 \lambda$, 而 $\text{Var}(M|N) = Np(1-p)$, 从而 $\mathbb{E}(\text{Var}(M|N)) = \mathbb{E}(Np(1-p)) = \lambda p(1-p)$ 。从而 $\text{Var}(M) = p^2 \lambda + \lambda p - \lambda p^2 = \lambda p$ 。

练习 6. 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。

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 7. 证明 $F^{-1}(q)$ 是以下最小化问题的解:

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

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 8. 求以下分布的充分统计量:

1. 泊松分布样本的联合分布为:

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

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

样本的联合分布为：

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

因而 $T(x) = \sum_{i=1}^N x_i$ 为充分统计量。

3. 正态分布

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。

练习 9. 已知：如果 $x \sim N(\mu, \sigma^2)$ ，那么

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\left[(x - \mathbb{E}(x))^4\right] &= 3\sigma^4 \\ \mathbb{E}\left[(x - \mathbb{E}(x))^6\right] &= 15\sigma^6 \\ \mathbb{E}\left[(x - \mathbb{E}(x))^8\right] &= 105\sigma^8 \end{aligned}$$

对于样本偏度系数：

$$b_1 = \frac{N^2}{(N-1)(N-2)} \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{s^3}$$

请计算：

1. b_1 的概率极限

由于 $\frac{N^2}{(N-1)(N-2)} \rightarrow 1$, 根据大数定律, $\bar{x} \xrightarrow{p} \mathbb{E}(x) = \mu$,

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3 \xrightarrow{p} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^3 \xrightarrow{p} \mathbb{E}((x_i - \mu)^3)$$

即收敛到峰度系数。

2. $\sqrt{N}b_1$ 的极限分布

$$b_1 = \frac{N^2}{(N-1)(N-2)} \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{s^3} \rightarrow \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{s^3} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right)^3 \xrightarrow{p} \mathbb{E} \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^3$$

即总体的偏度系数。

$$\sqrt{N}b_1 \xrightarrow{p} \sqrt{N} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^3 \stackrel{a}{\sim} N \left(0, \text{Var} \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right) \right) \sim N(0, 15)$$

练习 10. 若 $x_i \sim (\mu, \sigma^2)$, 求 $\sqrt{N} \ln(\bar{x})$ 的极限分布。

首先在 \bar{x} 的概率极限 μ 处进行泰勒展开, 得到:

$$\begin{aligned} \sqrt{N} \ln(\bar{x}) - \sqrt{N} \ln(\mu) &= \sqrt{N} \frac{1}{\mu} (\bar{x} - \mu) + \sqrt{N} O((\bar{x} - \mu)^2) \\ &= \frac{1}{\mu} \sqrt{N} (\bar{x} - \mu) + O(\sqrt{N} (\bar{x} - \mu)^2) \\ &= \frac{1}{\mu} \sqrt{N} (\bar{x} - \mu) + O(O_p(1) \cdot o_p(1)) \\ &= \frac{1}{\mu} \sqrt{N} (\bar{x} - \mu) + o_p(1) \\ &\xrightarrow{D} \frac{1}{\mu} \sqrt{N} (\bar{x} - \mu) \\ &\stackrel{a}{\sim} N \left(0, \frac{\sigma^2}{\mu^2} \right) \end{aligned}$$

从而

$$\sqrt{N} (\ln(\bar{x}) - \ln(\mu)) \stackrel{a}{\sim} N \left(0, \frac{\sigma^2}{\mu^2} \right)$$

练习 11. 若 $x_i \sim N(\mu, \sigma^2)$, 求 $\sqrt{N}\bar{x}^2$ 的极限分布和 $\sqrt{N}\overline{x^2}$ 的极限分布。

对于 $\sqrt{N}\bar{x}^2$, 在 \bar{x} 的概率极限 μ 处进行泰勒展开, 得到:

$$\begin{aligned}\sqrt{N}\bar{x}^2 - \sqrt{N}\mu^2 &= \sqrt{N}2\mu(\bar{x} - \mu) + \sqrt{N}\frac{1}{2} \cdot 2(\bar{x} - \mu)^2 \\ &= \sqrt{N}2\mu(\bar{x} - \mu) + \sqrt{N}(\bar{x} - \mu)(\bar{x} - \mu) \\ &= 2\mu\sqrt{N}(\bar{x} - \mu) + \sqrt{N}O_p(1)o_p(1) \\ &\xrightarrow{D} 2\mu\sqrt{N}(\bar{x} - \mu) \\ &\stackrel{a}{\sim} N(0, 4\mu^2\sigma^2)\end{aligned}$$

从而 $\sqrt{N}(\bar{x}^2 - \mu^2) \stackrel{a}{\sim} N(0, 4\mu^2\sigma^2)$ 。

而对于 $\sqrt{N}\bar{x}^2$, 由于:

$$\mathbb{E}(x_i^2) = \mu^2 + \sigma^4$$

以及:

$$\mathbb{E}\left(\left(\frac{x_i - \mu}{\sigma}\right)^4\right) = 3$$

可以计算得到, $\mathbb{E}(x_i^4) = 13\mu^4 + 3\sigma^4 + 6\mu^2\sigma^2$, 因而:

$$\begin{aligned}\text{Var}(x_i^2) &= \mathbb{E}(x_i^4) - [\mathbb{E}(x_i^2)]^2 \\ &= 12\mu^4 + 2\sigma^4 + 4\mu^2\sigma^2\end{aligned}$$

根据大数定律, 得到:

$$\sqrt{N}[\bar{x}^2 - (\mu^2 + \sigma^2)] \stackrel{a}{\sim} N(0, 12\mu^4 + 2\sigma^4 + 4\mu^2\sigma^2)$$

练习 12. 求以下分布总体的矩估计, 并验证其无偏性和一致性。

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

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:

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

为了估计未知参数 μ, σ^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 μ 的无偏估计, 而 $\hat{\sigma}^2$ 不是 σ^2 的无偏估计。

而对于一致性, 根据大数定律, 我们有:

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

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 μ 的一致估计, 而 $\hat{\sigma}^2$ 是 σ^2 的一致估计。

2. $x_i \sim P(\lambda)$

练习 13. 若 $x_i \sim Ber(p_0)$, 求其矩估计, 并给出 p_0 的 95% 的置信区间的计算公式。

由于总体矩为: $\mathbb{E}(x_i) = p_0$, 令总体矩与样本矩相等, 得到矩估计:

$$\hat{p} = \bar{x}$$

根据中心极限定理, 有:

$$\sqrt{N}(\hat{p} - p_0) \stackrel{a}{\sim} N(0, p_0(1 - p_0))$$

或者等价的:

$$\hat{p} \stackrel{a}{\sim} N\left(p_0, \frac{p_0(1-p_0)}{N}\right)$$

因而其 95% 置信区间可以由:

$$P\left(-1.96 \leq \frac{\hat{p} - p_0}{\sqrt{\frac{p_0(1-p_0)}{N}}} \leq 1.96\right) = 95\%$$

得到, 由于 p_0 不可观测, 在渐进方差的估计中, 我们使用 \hat{p} 代替 p_0 , 因而其 95% 置信区间为:

$$\left[\hat{p} - 1.96\sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{N}}, \hat{p} + 1.96\sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{N}}\right]$$

练习 14. 若 $x_i \sim U(a, b)$ i.i.d, 求其矩估计, 并验证其一致性。

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 $\hat{b} \xrightarrow{P} b$ 。

练习 15. 若 $x_i \sim P(\lambda_0), i = 1, \dots, N$, 请完成以下步骤:

1. 写出极大似然函数 $L(\lambda|x)$
2. 写出极大似然函数的概率极限 $\mathcal{L}(\lambda) = \mathbb{E}(\frac{1}{N}L(\lambda|x))$
3. 证明 $\lambda_0 = \arg \max_{\lambda} \mathcal{L}(\lambda)$

首先, 极大似然函数为:

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

其概率极限为:

$$\mathcal{L}(\lambda) = \mathbb{E}[x_i \ln(\lambda) - \lambda - \ln(x_i!)] = \lambda_0 \ln(\lambda) - \lambda - \mathbb{E}[\ln(x_i!)]$$

对以上函数求导得:

$$\frac{\lambda_0}{\lambda} - 1 = 0$$

从而 $\lambda_0 = \arg \max_{\lambda} \mathcal{L}(\lambda)$ 。

练习 16. 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。

1. $x_i \sim P(\lambda)$

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

$$2. x_i \sim N(\mu, 1)$$

$$3. x_i \sim N(0, \sigma^2)$$

练习 17.（泊松回归）如果 $(y_i, x_i')', i = 1, \dots, N, x_i \in \mathbb{R}^K$ 为一系列独立同分布的随机向量，且 $y_i \in \mathbb{Z}$ ，经常使用的模型为泊松回归（Poisson regression），即假设：

$$y_i | x_i \sim P(e^{x_i' \beta})$$

请写出其条件对数似然函数。

条件密度函数为： $f(y_i | x_i) = \frac{(e^{x_i' \beta})^{y_i}}{y_i!} e^{-e^{x_i' \beta}}$ ，因而极大似然函数：

$$L(\beta | y_i, x_i) = \sum_{i=1}^N [y_i \cdot x_i' \beta - e^{x_i' \beta} - \ln(y_i!)]$$

练习 18. 若 $x_i \sim P(\lambda_0)$ ，求其矩估计，给出在 5% 显著性水平下，对于原假设： $H_0: \lambda_0 = 10$ 的检验步骤。

其矩估计为： $\hat{\lambda} = \bar{x}$ 。首先根据中心极限定理，有：

$$\sqrt{N}(\hat{\lambda} - \lambda_0) \stackrel{a}{\sim} N(0, \lambda_0)$$

或者：

$$\hat{\lambda} \stackrel{a}{\sim} N\left(\lambda_0, \frac{\lambda_0}{N}\right)$$

在原假设： $\lambda_0 = 10$ 的条件下， $\hat{\lambda} \stackrel{a}{\sim} N(10, \frac{10}{N})$ ，因而：

$$\frac{\sqrt{N}(\hat{\lambda} - 10)}{\sqrt{10}} \stackrel{a}{\sim} N(0, 1)$$

如果 $\left| \frac{\sqrt{N}(\hat{\lambda}-10)}{\sqrt{10}} \right| > 1.96$, 则可以拒绝原假设。

练习 19. 如果样本 $x_i \sim \text{Ber}(p)$ *i.i.d.*, $i = 1, \dots, N$, 设原假设为 $H_0 : p = 0.5$, 请问:

1. 该假设检验的备择假设是什么?
2. 该假设检验的检验统计量是什么?
3. 该假设检验的拒绝域是什么?
4. 请写出该假设检验的势函数 (power function)。

备择假设: $p \neq 0.5$ 。检验统计量为:

$$z = \frac{\hat{p} - 0.5}{\sqrt{\frac{0.5 \times 0.5}{N}}} \sim N(0, 1)$$

当 $|z| > 1.96$ 时拒绝原假设, 即:

$$[-\infty, 0.5 - 1.96 \times \sqrt{\frac{0.5 \times 0.5}{N}}) \cup (0.5 + 1.96 \times \sqrt{\frac{0.5 \times 0.5}{N}}, \infty]$$

势函数为:

$$\begin{aligned} \beta(p) &= P\left(\hat{p} > 0.5 + 1.96 \times \sqrt{\frac{0.5 \times 0.5}{N}}\right) + P\left(\hat{p} < 0.5 - 1.96 \times \sqrt{\frac{0.5 \times 0.5}{N}}\right) \\ &= P\left(\frac{\hat{p} - p}{\sqrt{\frac{p(1-p)}{N}}} > \frac{(0.5 - p)\sqrt{N} + 1.96 \times 0.5}{\sqrt{p(1-p)}}\right) + P\left(\frac{\hat{p} - p}{\sqrt{\frac{p(1-p)}{N}}} < \frac{(0.5 - p)\sqrt{N} - 1.96 \times 0.5}{\sqrt{p(1-p)}}\right) \\ &= 1 - \Phi\left(\frac{(0.5 - p)\sqrt{N} + 1.96 \times 0.5}{\sqrt{p(1-p)}}\right) + \Phi\left(\frac{(0.5 - p)\sqrt{N} - 1.96 \times 0.5}{\sqrt{p(1-p)}}\right) \end{aligned}$$