

Математическая статистика. ДЗ 14.

ПРОХОРОВ ЮРИЙ, 776

Задача 1

Пусть $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$ — простая выборка, $X \sim \text{Poiss}(\theta)$. Пусть известно априорное распределение параметра θ :

$$\theta \sim \text{Gamma}(\alpha, \beta), \quad \pi(\theta) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \theta^{\alpha-1} e^{-\beta\theta}, \quad \theta > 0$$

- (а) Найти оптимальную байесовскую оценку параметра θ для квадратичной функции потерь.
- (б) Представить эту оценку в виде выпуклой комбинации ОМП и матожидания априорного распределения.

Решение:

Если дана функция потерь $\gamma(\hat{\theta}, \theta)$ (в нашем случае квадратичная), то можно определить функцию риска для оценки $\hat{\theta}(\mathbf{X})$:

$$\gamma(\hat{\theta}, \theta) = (\hat{\theta} - \theta)^2, \quad R_{\hat{\theta}}(\theta) = \mathbb{E}_\theta [\gamma(\hat{\theta}(\mathbf{X}), \theta)]$$

Если дано априорное распределение параметра $\pi(\theta)$, $\theta \in \Theta$, то вводится байесовский риск $r(\hat{\theta})$ оценки $\hat{\theta}$:

$$r(\hat{\theta}) = \mathbb{E} [R_{\hat{\theta}}(\theta)] = \int_{\Theta} R_{\hat{\theta}}(\theta) \pi(\theta) d\theta$$

Оптимальной байесовской оценкой называется оценка, минимизирующая этот риск:

$$\hat{\theta}_\pi^B = \arg \min_{\hat{\theta}} [r(\hat{\theta})] = \arg \min_{\hat{\theta}} \left[\int_{\Theta} R_{\hat{\theta}}(\theta) \pi(\theta) d\theta \right]$$

Перестановкой интегралов местами и некоторыми алгебраическими преобразованиями, можно получить выражение

$$\hat{\theta}_\pi^B(\mathbf{x}) = \arg \min_{\hat{\theta}} \left[\int_{\Theta} \gamma(\hat{\theta}, \theta) \pi(\theta | \mathbf{x}) d\theta \right] = \arg \min_{\hat{\theta}} \left[\int_{\Theta} \gamma(\hat{\theta}, \theta) \pi(\theta) L(\mathbf{x} | \theta) d\theta \right],$$

где $\pi(\theta | \mathbf{x})$ — плотность апостериорного распределения параметра θ :

$$\pi(\theta | \mathbf{x}) = \frac{\pi(\theta) L(\mathbf{x} | \theta)}{\int_{\Theta} \pi(\theta') L(\mathbf{x} | \theta') d\theta'}, \quad L(\mathbf{x} | \theta) — \text{правдоподобие выборки}$$

(а) У нас квадратичная функция потерь, поэтому

$$\hat{\theta}_\pi^B(\mathbf{x}) = \arg \min_{\hat{\theta}} \left[\int_{\Theta} (\hat{\theta} - \theta)^2 \pi(\theta | \mathbf{x}) d\theta \right]$$

Дифференцируя это выражение по $\hat{\theta}$ и приравнявая у нулю, получаем, что оптимальная байесовская оценка — матожидание апостериорного распределения:

$$\hat{\theta}_\pi^B(\mathbf{x}) = \int_{\Theta} \theta \pi(\theta | \mathbf{x}) d\theta$$

Правдоподобие выборки:

$$L(\mathbf{X} | \theta) = \prod_{i=1}^n \frac{\theta^{X_i}}{X_i!} e^{-\theta} = \frac{1}{X_1! \dots X_n!} \theta^{X_1 + \dots + X_n} e^{-n\theta}$$

Безусловное правдоподобие выборки:

$$L(\mathbf{X}) = \int_{\Theta} \pi(\theta) L(\mathbf{X} | \theta) d\theta = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha) X_1! \dots X_n!} \int_0^{+\infty} \underbrace{\theta^{n\bar{X} + \alpha - 1} e^{-(\beta + n)\theta}}_{\propto \text{Gamma}(n\bar{X} + \alpha, \beta + n)} d\theta = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha) X_1! \dots X_n!} \cdot \frac{\Gamma(n\bar{X} + \alpha)}{(\beta + n)^\alpha}$$

Апостериорное распределение:

$$\pi(\theta | \mathbf{X}) = \frac{\pi(\theta) L(\mathbf{X} | \theta)}{L(\mathbf{X})} = \frac{(\beta + n)^\alpha}{\Gamma(n\bar{X} + \alpha)} \theta^{n\bar{X} + \alpha - 1} e^{-(\beta + n)\theta} \sim \text{Gamma}(n\bar{X} + \alpha, \beta + n)$$

Тогда оптимальная байесовская оценка:

$$\hat{\theta}_\pi^B(\mathbf{X}) = \mathbb{E}[\text{Gamma}(n\bar{X} + \alpha, \beta + n)] = \frac{n\bar{X} + \alpha}{\beta + n}$$

(b) Оценка максимального правдоподобия для пуассоновской выборки:

$$\hat{\theta}^{\text{ОПМ}}(\mathbf{X}) = \bar{X}$$

Матожидание априорного распределения:

$$\mathbb{E}[\text{Gamma}(\alpha, \beta)] = \frac{\alpha}{\beta}$$

Тогда оптимальную байесовскую оценку можно записать в виде:

$$\hat{\theta}_\pi^B(\mathbf{X}) = \frac{n}{\beta + n} \bar{X} + \frac{\beta}{\beta + n} \frac{\alpha}{\beta} = \frac{n}{\beta + n} \cdot \hat{\theta}^{\text{ОПМ}}(\mathbf{X}) + \frac{\beta}{\beta + n} \cdot \mathbb{E}[\text{Gamma}(\alpha, \beta)]$$

Теорема 1

Пусть априорное распределение $\pi(\theta)$ таково, что оптимальный байесовский риск:

$$r(\hat{\theta}_\pi^B) = \int_{\Theta} R_{\hat{\theta}_\pi^B}(\theta) \pi(\theta) d\theta = \sup_{\theta} [R_{\hat{\theta}_\pi^B}(\theta)]$$

Тогда

- оптимальная байесовская оценка $\hat{\theta}_\pi^B$ является также минимаксной оценкой;
- если такое распределение $\pi(\theta)$ единственно, то и минимаксная оценка единственна.

При этом априорное распределение $\pi(\theta)$ называется *наименее благоприятным распределением*.

Теорема 2

Пусть

- $\{\pi_k(\theta)\}_{k=1}^\infty$ — последовательность априорных распределений;
- $\{\hat{\theta}_{\pi_k}^B\}_{k=1}^\infty$ — последовательность соответствующих оптимальных байесовских оценок;
- $\hat{\theta}$ — такая оценка, что

$$\forall \theta \in \Theta \quad \longmapsto \quad R_{\hat{\theta}}(\theta) \leq \lim_{k \rightarrow \infty} r(\hat{\theta}_{\pi_k}^B)$$

Тогда $\hat{\theta}$ — минимаксная оценка.

Задача 2

Доказать, что при выполнении условий теоремы 2 в неравенстве

$$R_{\hat{\theta}}(\theta) \leq \lim_{k \rightarrow \infty} r(\hat{\theta}_{\pi_k}^B) \quad (*)$$

для почти всех $\theta \in \Theta$ выполнены равенства.

Решение:

По определению оптим. байес. оценки

$$\forall \hat{\theta} \quad \int R_{\hat{\theta}}(\theta) \pi_k(\theta) d\theta \geq \int R_{\hat{\theta}_{\pi_k}^B}(\theta) \pi_k(\theta) d\theta$$

" $z(\hat{\theta}_{\pi_k}^B)$ "

Возьмём в качестве $\hat{\theta}$ оценку из условия

Перейдём к пределу $k \rightarrow \infty$

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \int R_{\hat{\theta}}(\theta) \pi_k(\theta) d\theta \geq \lim_{k \rightarrow \infty} z(\hat{\theta}_{\pi_k}^B)$$

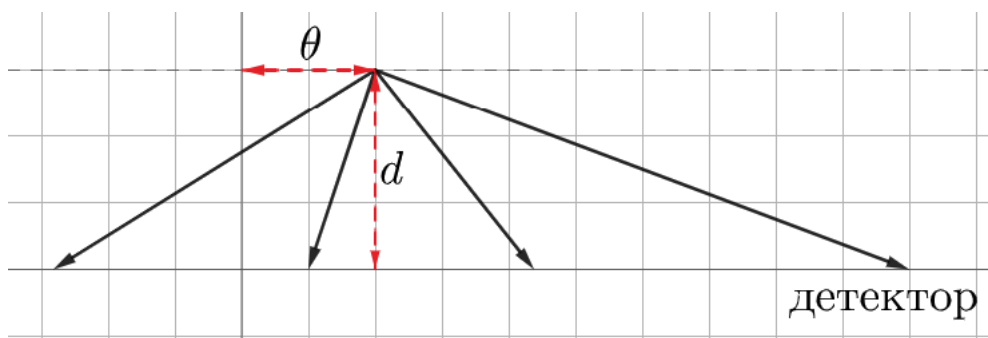
Это противоречит тому, что $\exists \Theta^0$ (не нулев. меры)

$$\forall \theta \in \Theta^0 \quad R_{\hat{\theta}}(\theta) < \lim_{k \rightarrow \infty} z(\hat{\theta}_{\pi_k}^B)$$

$$\forall \theta \notin \Theta^0 \quad R_{\hat{\theta}}(\theta) = \lim_{k \rightarrow \infty} z(\hat{\theta}_{\pi_k}^B)$$

Задача 3

Рассматривается задача обнаружения источника излучения в двумерном случае:



Точечный источник излучает в сторону плоского детектора под углом $\varphi \sim \mathcal{U}[0, 1]$. На детекторе появляются независимые точки $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$.

- Найти распределение X .
- Показать, что $\bar{X} \stackrel{d}{=} X_1$. Показать, что оценка $\hat{\theta}_1 = \bar{X}$ параметра θ является "плохой".
- Доказать, что если $\mathbf{X} = (X_1, \dots, X_n)$ — простая выборка с плотностью f и медианой μ , причем $f(\mu) > 0$, то

$$\sqrt{n} \left(X_{(\frac{n}{2})} - \mu \right) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \mathcal{N} \left(0, \frac{1}{4f^2(\mu)} \right)$$

- Показать, что оценка $\hat{\theta}_2 = X_{(\frac{n}{2})}$ является "хорошей" оценкой параметра θ .

Решение:

(a) Из курса теории вероятности мы знаем, что такая постановка задачи приводит к распределению Коши:

$$X \sim \text{Cauchy}(\theta, d), \quad f(x) = \frac{1}{\pi d \left[1 + \left(\frac{x-\theta}{d} \right)^2 \right]}$$

(b) Данное семейство распределений замкнуто относительно линейных операций:

- $\xi \sim \text{Cauchy}(x_0, d) \implies k\xi + l \sim \text{Cauchy}(kx_0 + l, |k|d)$
- $\xi \sim \text{Cauchy}(x_1, d_1), \eta \sim \text{Cauchy}(x_2, d_2) \implies \xi + \eta \sim \text{Cauchy}(x_1 + x_2, d_1 + d_2)$

Отсюда следует, что

$$X_1 + \dots + X_n \sim \text{Cauchy}(n\theta, nd), \quad \bar{X} \sim \text{Cauchy}(\theta, d)$$

Оценка $\hat{\theta}_1 = \bar{X}$ не обладает никакими хорошими свойствами. Она не является несмещенной (у нее нет матожидания), она имеет бесконечную дисперсию.

(c) Пусть для простоты $n = 2k + 1$. Введем случайные величины $Y_i = F(X_i) \sim \mathcal{U}[0, 1]$.

Найдем плотность $Y_{(\frac{n}{2})} = Y_{(k+1)}$:

$$\begin{aligned} f_{Y_{(k+1)}}(x) &= \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta x} \mathbb{P}\{Y_{(k+1)} \in [x, x + \Delta x]\} = \\ &= \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta x} \left[\begin{array}{c} \# \text{ способов} \\ \text{разбить выборку} \\ \text{на 3 группы} \\ \text{по } k, 1 \text{ и } k \text{ элементов} \end{array} \right] \cdot \mathbb{P}\left\{ \begin{array}{c} 1 \text{ группа} \\ \text{левее } x \end{array} \right\} \cdot \mathbb{P}\left\{ \begin{array}{c} 2 \text{ группа} \\ \in [x, x + \Delta x] \end{array} \right\} \cdot \mathbb{P}\left\{ \begin{array}{c} 3 \text{ группа} \\ \text{правее } x + \Delta x \end{array} \right\} = \\ &= \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta x} \left[\frac{(2k+1)!}{k!k!} \right] \cdot (x)^k \cdot (1 \cdot \Delta x) \cdot (1-x)^k = \frac{(2k+1)!}{k!k!} [x(1-x)]^k \end{aligned}$$

Тогда плотность $Z_k = \sqrt{2k+1} (Y_{(k+1)} - \frac{1}{2})$:

$$\begin{aligned} f_{Z_k}(x) &= \frac{1}{\sqrt{2k+1}} f_{Y_{(k+1)}}\left(\frac{x}{\sqrt{2k+1}} + \frac{1}{2}\right) = \frac{1}{\sqrt{2k+1}} \frac{(2k+1)!}{k!k!} \left[\left(\frac{1}{2} + \frac{x}{\sqrt{2k+1}}\right) \left(\frac{1}{2} - \frac{x}{\sqrt{2k+1}}\right) \right]^k = \\ &= \frac{1}{\sqrt{2k+1}} \frac{(2k+1)!}{k!k!} \left(\frac{1}{4} - \frac{x^2}{2k+1}\right)^k = \left/ \begin{array}{c} \text{формула Стирлинга:} \\ k! \sim \sqrt{2\pi k} \left(\frac{k}{e}\right)^k \end{array} \right/ \xrightarrow{k \rightarrow \infty} \\ &\sim \frac{1}{\sqrt{2k+1}} \cdot \frac{\sqrt{2\pi} \sqrt{2k+1} (2k+1)^{2k+1}}{e^{2k+1}} \cdot \frac{e^{2k}}{2\pi k k^{2k}} \cdot \frac{1}{2^{2k}} \cdot \underbrace{\left[\left(1 - \frac{1}{\frac{2k+1}{4x^2}}\right)^{-\frac{2k+1}{4x^2}} \right]}_{\rightarrow e}^{-\frac{4x^2}{2k+1} \cdot k} \xrightarrow{k \rightarrow \infty} \\ &\sim \frac{(2k+1)^{2k+1} \cdot 2}{e(2k)^{2k+1} \sqrt{2\pi}} \cdot e^{-2x^2} \sim \sqrt{\frac{2}{\pi}} \cdot \underbrace{\frac{1}{e} \left(1 + \frac{1}{2k}\right)^{2k}}_{\rightarrow e} \left(1 + \frac{1}{2k}\right) e^{-2x^2} \xrightarrow{k \rightarrow \infty} \sqrt{\frac{2}{\pi}} e^{-2x^2} \end{aligned}$$

Получили плотность распределения $\mathcal{N}(0, \frac{1}{4})$. Значит, мы доказали, что

$$Z_k = \sqrt{2k+1} \left(Y_{(k+1)} - \frac{1}{2} \right) \xrightarrow[k \rightarrow \infty]{d} \mathcal{N}\left(0, \frac{1}{4}\right)$$

Теперь вернемся обратно к X_i . Так как функция распределения F монотонно возрастает, то порядковые статистики переходят друг в друга:

$$Y_{(2k+1)} = F(X_{(2k+1)}), \quad X_{(2k+1)} = F^{-1}(Y_{(2k+1)})$$

Теорема (дельта-метод)

Пусть

- $\{X_n\}_{n=1}^{\infty}$ — такая последовательность случайных величин, что

$$\sqrt{n}(X_n - \alpha) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \mathcal{N}(0, \sigma^2), \quad \alpha \in \mathbb{R}$$

- $g(x)$ — непрерывно дифференцируемая функция

Тогда выполнено

$$\sqrt{n}(g(X_n) - g(\alpha)) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \mathcal{N}\left(0, \sigma^2 \cdot [g'(\alpha)]^2\right)$$

В нашем случае $g(x) = F^{-1}(x)$, и ее производная в точке $\alpha = \frac{1}{2}$:

$$F(F^{-1}(x)) = x \xrightarrow{\frac{d}{dx}} F'(F^{-1}(x)) \cdot (F^{-1}(x))' = 1 \xrightarrow{x=\frac{1}{2}} (F^{-1}(x))' \Big|_{x=\frac{1}{2}} = \frac{1}{F'(\mu)} = \frac{1}{f(\mu)},$$

где $\mu = F^{-1}\left(\frac{1}{2}\right)$ — медиана выборки.

По теореме о дельта-методе получаем

$$\sqrt{2k+1}(X_{k+1} - \mu) \xrightarrow[k \rightarrow \infty]{d} \mathcal{N}\left(0, \frac{1}{4f^2(\mu)}\right)$$

(d) "Хорошей" оценкой неизвестного параметра θ будет медиана:

$$\hat{\theta}_2(\mathbf{X}) = X_{(\frac{n}{2})}$$

Эта оценка является несмещенной, асимптотически нормальной. Отсюда следует, что она является состоятельной.