

## Экспоненциальный класс распределений

3.6

Опр. Семейство  $\mathcal{P} = \{p_\theta \mid \theta \in \Theta\}$  принадлежит эксп. кл. распр.,

если  $p_\theta(x) = \frac{g(x)}{h(\theta)} e^{a(\theta)^T u(x)}$ , где

$g(x) > 0$ ,  $u(x)$  — борелевские

$$h(\theta) = \int_{\mathcal{X}} g(x) e^{a(\theta)^T u(x)} dx$$

Если  $a(\theta) = \theta$ , то говорят о естественной параметризации

Коши,  $u$   $\notin$  эксп. кл. распр.  
Exp,  $N$ ,  $\Gamma$   $\in$  эксп. кл. распр.

Пример

$\mathcal{P} = \{ \mathcal{N}(a, \sigma^2) \mid a \in \mathbb{R}, \sigma > 0 \}$  е эксп. кл.?

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-a)^2}{2\sigma^2}} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2} + \frac{ax}{\sigma^2} - \frac{a^2}{2\sigma^2}} =$$

$$\left[ u(x) = \begin{pmatrix} -x^2 \\ x \end{pmatrix} \quad \theta = \begin{pmatrix} 1/2\sigma^2 \\ a/\sigma^2 \end{pmatrix} \right]$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{a^2}{2\sigma^2}} e^{\frac{-x^2}{2\sigma^2} + \frac{ax}{\sigma^2}} \quad \left[ \frac{a^2}{2\sigma^2} = \frac{\theta_2^2}{4\theta_1} \right]$$

$$p_{\theta}(x) = \sqrt{\frac{\theta_1}{\pi}} e^{\frac{\theta_2^2}{4\theta_1}} e^{\theta^T u(x)}$$

$$g(x) = 1$$

Найдём достаточные статистики

$$p_{\theta}(x_1, \dots, x_n) = h(\theta)^{-n} \prod_{i=1}^n g(x_i) e^{a(\theta)^T \sum_{i=1}^n u(x_i)}$$

Тогда по кр. факторизации:

$$S(x) = \sum_{i=1}^n u(x_i) - \text{достаточная статистика}$$

хорошая статистика, т.к. надо хранить только 1 число

$$\left[ \begin{array}{l} \text{Критерий} \quad p_{\theta}(x) = \psi(S(x), \theta) h(x) \\ L_x(\theta)' = \left( \sum \ln \psi(S(x), \theta) + \ln h(x) \right)' = f(S(x)) \\ \text{т.е. не надо хранить выборку для ОМП, хватит } S(x) \in \mathbb{R} \end{array} \right]$$

Теорема (Ф/г)  $\mathcal{P} = \{P_\theta \mid \theta \in \Theta\}$ , т.е.  $p_\theta(x)$  — непр. дифф. по  $x$

Носитель  $p_\theta(x)$  не зависит от  $\theta$ .

$S(x)$  — достаточная статистика фикс. размерности  
т.е. не зависит от  $|X|$

То  $\mathcal{P}$  ∈ экспоненциальному классу

(при этом  $\dim S(x) \geq \dim a(\theta)$ )

Следствие: если плотность "достаточно хорошая", то только семейства из экспоненциального класса допускают анализ данных с помощью дост. статистик

Примеры

1)  $\text{Cauchy}(\theta)$  не лежит в эксп. классе;

выполнения усл. теоремы  $\Rightarrow$  нет дост. ст. фикс. размера

2)  $U[0, \theta]$  носитель зависит от  $\theta$ ;

не лежит в экспон. классе

есть дост. ст.  $S(X) = X_{(n)}$

Далее предполагаем след. условия на  $\mathcal{P}$

1) Естественная параметризация

2)  $g(x)$ ,  $u(x)$  непр

3) условие равн. сх. инт. по параметру

$$\forall s \quad \forall j \leq K \quad \exists \varphi(x) \quad \forall \theta \quad \left| g(x) u_s^j(x) e^{\theta^T u(x)} \right| \leq \varphi(x)$$

↑  
степень  
дифф.

$\int_x \varphi(x) dx$  — сходится

⇓  
[ легко посчитать  $E u(x)$   
и  $D u(x)$  ]

- Следствия:
- 1)  $h(\theta)$  непр. диффр  $k$  раз
  - 2)  $p_\theta(x)$  непр диффр по  $\theta$   $k$  раз
  - 3) можно менять местами  $\frac{\partial}{\partial \theta}$  и  $\int$

Угб.  $E_\theta u(x_i) = \nabla \ln h(\theta) = \left( \frac{\partial \ln h(\theta)}{\partial \theta_j} \right)_j \leftarrow \text{жок-во } \int$

$\circ \neq D_\theta u(x_i) = \nabla \nabla \ln h(\theta) = \left( \frac{\partial^2 \ln h(\theta)}{\partial \theta_j \partial \theta_k} \right)_{jk} \leftarrow D3$

▲  $\frac{\partial h(\theta)}{\partial \theta_j} = \frac{\partial}{\partial \theta_j} \int g(x) e^{\theta^T u(x)} dx = \int g(x) u_j(x) e^{\theta^T u(x)} dx = \left[ \cdot h(\theta) / h(\theta) \right] =$

$$= h(\theta) \int \frac{q(x)}{h(\theta)} u_j(x) e^{\theta^T u(x)} dx = h(\theta) E_{\theta} u_j(x_1)$$


$$\Rightarrow E_{\theta} u_j(x_1) = \frac{1}{h(\theta)} \cdot \frac{\partial h(\theta)}{\partial \theta_j} = \frac{\partial \ln h(\theta)}{\partial \theta_j}$$



Утв.  $\odot$  - выпуклое, то ОМП  $\exists$ !

$$L_x(\theta) = \underbrace{-n \ln h(\theta)}_{\substack{\text{выпуклая} \\ \text{вогнутая}}} + \underbrace{\sum_{i=1}^n \ln g(x_i)}_{\text{не зав. от } \theta} + \underbrace{\theta^T \sum_{i=1}^n u(x_i)}_{\substack{\text{и выпуклая} \\ \text{и вогнутая}}} - \text{вогнутая}$$

$\Rightarrow$  Задача оптимизации вогнутого функционала

$\Rightarrow$    $\Rightarrow$  ОМП  $\exists$ !

$$\left[ \begin{array}{l} \text{ОМП} \\ L_x(\theta)' = -n E_{\theta} X_1 + \sum_{i=1}^n u(x_i) = 0 \\ E_{\theta} X_1 = \overline{u(x_i)} \end{array} \right]$$

есть обман  
 $N(\theta, \theta^2)$   
 $\theta$  - одномерная  
но дост. ст. разм 2  
||  
проблемы

Утв. Если  $\Theta$  — выпуклое, открытое, то выполнено L1 — L9

▲ L5 — L7 выполнены из следствия и предположения

$$L8 \quad i(\theta) = E_{\theta} \left( \frac{\partial \ln p_{\theta}(x_1)}{\partial \theta} \right)^2$$

$$\frac{\partial \ln p_{\theta}(x)}{\partial \theta} = -\frac{1}{h(\theta)} \frac{\partial h(\theta)}{\partial \theta} + u(x) \quad \left[ \text{далее как-то руками помахали} \right]$$

$$L9 \quad \frac{\partial^3 \ln p_{\theta}(x)}{\partial \theta^3} = \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \left( -\frac{1}{h(\theta)} \frac{\partial h(\theta)}{\partial \theta} + u(x) \right) - \text{не зависит от } x$$

Следствие: выполнено св-во ОМП

## Приближённый поиск ОМП

3.7

Метод Ньютона

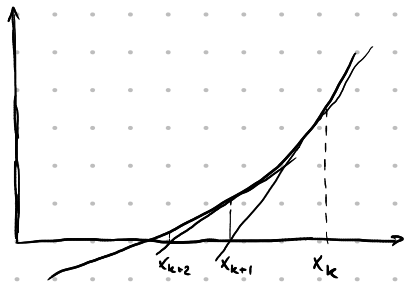
для решения  $f(x) = 0$

$x_0$  — старт

$y_{r-е}$  касательной в  $x_k$ :

$$y = f(x_k) + f'(x_k)(x - x_k) = 0$$

$$x_{k+1} = x_k - \frac{f(x_k)}{f'(x_k)}$$



Утв. Квадратичная скорость сходимости.

Пусть  $X = (x_1, \dots, x_n)$  — выборка из  $P_\theta \in \mathcal{P}$

$p_\theta(x)$  — плотность

$$\theta \in \mathbb{R}^d$$

$\theta^*$  — ОМП

$$\frac{\partial L_X(\theta)}{\partial \theta} = 0 \quad - \text{ ур-е правдоподобия}$$

Пусть  $\hat{\theta}_0$  — начальное приближение

$$\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k - L_X''(\hat{\theta}_k)^{-1} L_X'(\hat{\theta}_k)$$

Теорема (δ/g) [L1 - L9] (часть усл. ↑)

Пусть  $\hat{\theta}_0$  — ас. норм. оц.  $\theta$

наим ас. дисп.  
в асимпт. подходе

Тогда  $\hat{\theta}_1$  — ас. норм. оц.  $\theta$  с ас. дисп.  $i(\theta)^{-1}$

↑  
одношаговая оценка

$\hat{\theta}_1$  — ас. экв. ОМП:  $\sqrt{n}(\hat{\theta}_1 - \theta^*) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{P_\theta} 0$

ОМП

▲ Идея для  $d=1$

(δ/g)  $\hat{\theta}_1 - \theta^* = (\hat{\theta}_0 - \theta^*) \varepsilon_n(\theta)$ , где  $\varepsilon_n(\theta) \xrightarrow{P_\theta} 0$

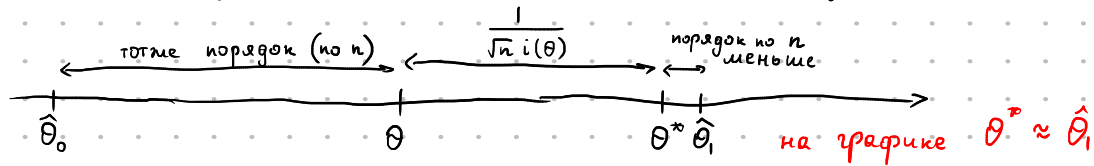
Ас. экв.  $\sqrt{n}(\hat{\theta}_1 - \theta^*) = \sqrt{n}(\hat{\theta}_0 - \theta^*) \varepsilon_n(\theta) = \left[ \pm \theta \varepsilon_n(\theta) \sqrt{n} \right] =$

$$= \underbrace{\sqrt{n}(\hat{\theta}_0 - \theta)}_{\substack{\downarrow d \\ N(\cdot, \cdot)}} \underbrace{\varepsilon_n(\theta)}_{\substack{\downarrow P_\theta \\ 0}} - \underbrace{\sqrt{n}(\theta^* - \theta)}_{\substack{\downarrow d \\ N(\cdot, \cdot)}} \underbrace{\varepsilon_n(\theta)}_{\substack{\downarrow P_\theta \\ 0}} \xrightarrow{d} 0 \Rightarrow \xrightarrow{P_\theta} 0$$

$\downarrow$   
 $0$

Ас. норм.:  $\sqrt{n}(\hat{\theta}_1 - \theta) = [\pm \theta^* \sqrt{n}] = \underbrace{\sqrt{n}(\hat{\theta}_1 - \theta^*)}_{\substack{\downarrow P_\theta \\ 0}} + \underbrace{\sqrt{n}(\theta^* - \theta)}_{\substack{\downarrow d \\ N(0, \frac{1}{i(\theta)}}}} \xrightarrow{d} N\left(0, \frac{1}{i(\theta)}\right)$

Смысл: порядок отклонения  $\theta^*$  от  $\theta$  > порядка отклонения  $\hat{\theta}_1$  от  $\theta^*$



Замечание  $L''_x(\hat{\theta}_k)$  можно заменить на  $E_\theta L''_x(\hat{\theta}_k) = -n \cdot i(\theta)$

$$\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k + (n \cdot i(\theta))^{-1} L'_x(\hat{\theta}_k)$$

↑  
доп-во TODO

Пример

Cauchy ( $\theta$ )

$$i(\theta) = 1/2 \quad [D^3]$$

$\hat{\mu}$  - а.н.о. с а.г.  $\frac{\pi^2}{4} \approx 2,47$

ОМП на 23% эффективнее, чем выборочная медиана

Одношаговая:  $\hat{\theta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{x_i - \hat{\mu}}{1 + (x_i - \hat{\mu})^2}}{\sum_{i=1}^n \frac{1 - (x_i - \hat{\mu})^2}{(1 + (x_i - \hat{\mu})^2)^2}}$






## Робастность и симметричные распределения

3.8

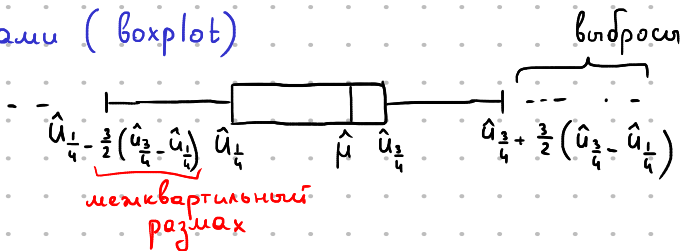
Пусть  $X_1, \dots, X_n \sim \mathcal{N}(\theta, \sigma^2)$

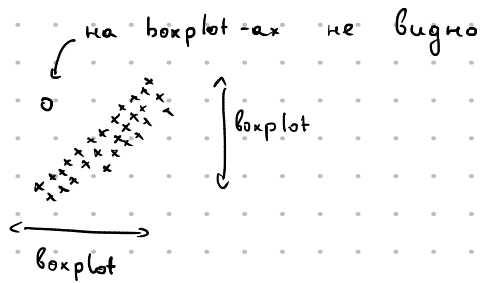
$\hat{\theta} = \bar{X}$  — куча хороших свойств

  $\Rightarrow \bar{X}$  сместится

Если в данных есть выбросы, то св-ва теряются

Ящик с усами (boxplot)





Робастные оценки — оценки, допускающие отклонения от заданной модели.

Опр Пусть оценка имеет вид  $\hat{\theta} = f(\underbrace{x_{(1)} \dots x_{(n)}}_{\text{вариационный ряд}})$

$K_n^*$  := наим. число  $K$  при котором

1)  $x_1 \dots x_{k+1} \rightarrow -\infty$ ,  $x_{k+2} \dots x_n$  — фикс  $\Rightarrow f(x_1 \dots x_n) \rightarrow -\infty$

или

2)  $x_1 \dots x_{n-k-1}$  — фикс.,  $x_{n-k} \dots x_n \rightarrow +\infty \Rightarrow f(x_1 \dots x_n) \rightarrow +\infty$

Асимптотической толерантностью оценки  $\hat{\theta}$  наз-ся

$$\tau_{\theta} = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{K_n^*}{n}, \text{ если он существует}$$

||

[какую долю плохих значений можно  
принять и не соматъся]

Пример •  $\hat{\theta}_1 = \bar{x}$        $\tau_{\bar{x}} = 0$

•  $\hat{\mu}$        $K_n^* = \left\lfloor \frac{n}{2} \right\rfloor \Rightarrow \tau_{\hat{\mu}} = \frac{1}{2}$

Смысл: наибольшая доля выбросов, которую способна выдержать  
оценка без смещения в  $\infty$

Будем искать оценки:

1) дост. эфф. (асим. эфф-ть) на  $\mathcal{P}$

2) робастны (которые допускают отклонение от распр из  $\mathcal{P}$ )

Далее рассмотрим класс  $\mathcal{P} = \{P_\theta \mid \theta \in \Theta\}$ , где

- $P_0$  имеет плотность  $p_0(x)$  — чёт., невр, носитель  $(-c; c)$   
 $0 < c \leq +\infty$

- $\theta \in \Theta = \mathbb{R}$  — параметр сдвига  $p_\theta(x) = p_0(x - \theta)$

① Усечённое среднее

$$\alpha \in (0; 1/2)$$

$$k = \lceil \alpha n \rceil \quad \leftarrow \text{по-моему тут } \lfloor \alpha n \rfloor \text{ надо}$$

Ус. ср. порядка  $k$  наз-ся  $\bar{X}_\alpha = \frac{1}{n - 2k} \sum_{i=k+1}^{n-k} X_{(i)}$

$$\alpha = 0 \quad \bar{X}_\alpha = \bar{X}$$

$$\alpha = 1/2 \quad \bar{X}_\alpha \approx \hat{\mu}$$

Теорема  $X_1, \dots, X_n$  — выборка из  $P_\theta \in \mathcal{P}$

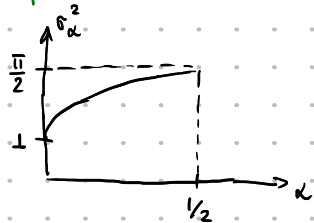
Тогда  $\sqrt{n}(\bar{X}_n - \theta) \xrightarrow{d_\theta} N(0, \sigma_\alpha^2)$

$$\sigma_\alpha^2 = \frac{2}{(1-2\alpha)^2} \left( \int_0^{u_{1-\alpha}} x^2 p_\theta(x) dx + \alpha u_{1-\alpha}^2 \right)$$

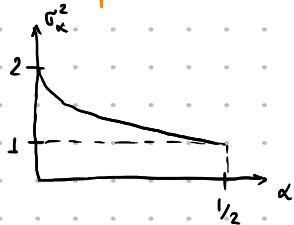
$p_\theta$  — плотность  $P_\theta$

$u_{1-\alpha}$  —  $(1-\alpha)$  квантиль  $P_\theta$

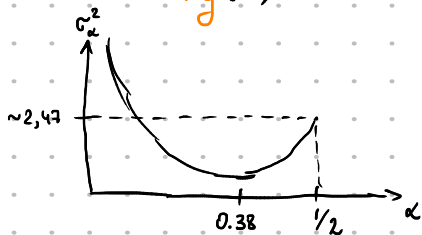
Пример  $N(\theta, 1)$



Laplace ( $\theta$ )



Cauchy ( $\theta$ )



Пример  $N(\theta, 1)$

$\alpha$	0	$1/20$	$1/8$	$1/4$	$3/8$	$1/2$
$ARE_{\bar{x}_\alpha, \bar{x}}$	1	0.99	0.94	0.84	0.74	0.64

$\frac{1}{\sigma_\alpha^2}$

$\alpha = \frac{1}{2}$ , то защита от выводов 12,5 %  
потери эф-ти 6 %



Теорема Пусть  $D_{\theta} X_1 < +\infty$

Тогда  $ARE_{\bar{X}_{\alpha}, \bar{X}} \geq (1-2\alpha)^2$

$$\frac{1}{2} D_{\theta} X_1 = \frac{1}{2} \int_{-\infty}^{\infty} x^2 p_0(x) dx = \int_0^{+\infty} x^2 p_0(x) dx = \int_0^{u_{1-\alpha}} x^2 p_0(x) dx + \int_{u_{1-\alpha}}^{+\infty} x^2 p_0(x) dx \geq$$

т.к.  $D$  не  
зав. от сдвига

$$\geq \int_0^{u_{1-\alpha}} x^2 p_0(x) dx + u_{1-\alpha}^2 \alpha = \frac{(1-2\alpha)^2}{2} \sigma_{\alpha}^2$$

но т. выше ✓

$\alpha$	0	$1/20$	$1/8$	$1/4$	$3/8$	$1/2$
$(1-2\alpha)^2$	1	0.81	0.56	0.25	0.06	0

② Медиана средних Уолша

$$y_{ij} = \frac{x_i + x_j}{2} \quad 1 \leq i \leq j \leq n \quad - \quad \text{средние Уолша}$$

Мед. ср. Уолша  $W :=$  медиана  $y_{ij}$

Теорема (Б/г)  $X_1, \dots, X_n$  - выборка из  $P_\theta \in \mathcal{P}$

Тогда  $\sqrt{n} (W - \theta) \xrightarrow{d_\theta} N(0, \sigma_W^2)$

$$\text{где} \quad \sigma_W^2 = \frac{1}{12 \left( \int_{\mathbb{R}} p_\theta^2(x) dx \right)^2}$$

Утв. Для  $\rho_0 \in \mathcal{P}$   $ARE_{w, \bar{x}} \geq \frac{108}{125} \approx 0.864$

Утв.  $\tau_w \approx 0.293$ , т.е. оценка устойчива при  $\approx 29\%$  выбросов