

Properties of estimators: MSE and Bias trade-off

MSE of an estimator $\hat{\theta}$ for θ is

$$\text{MSE}(\hat{\theta}) = E(\hat{\theta} - \theta)^2$$

Bias of an estimator $\hat{\theta}$ for θ is

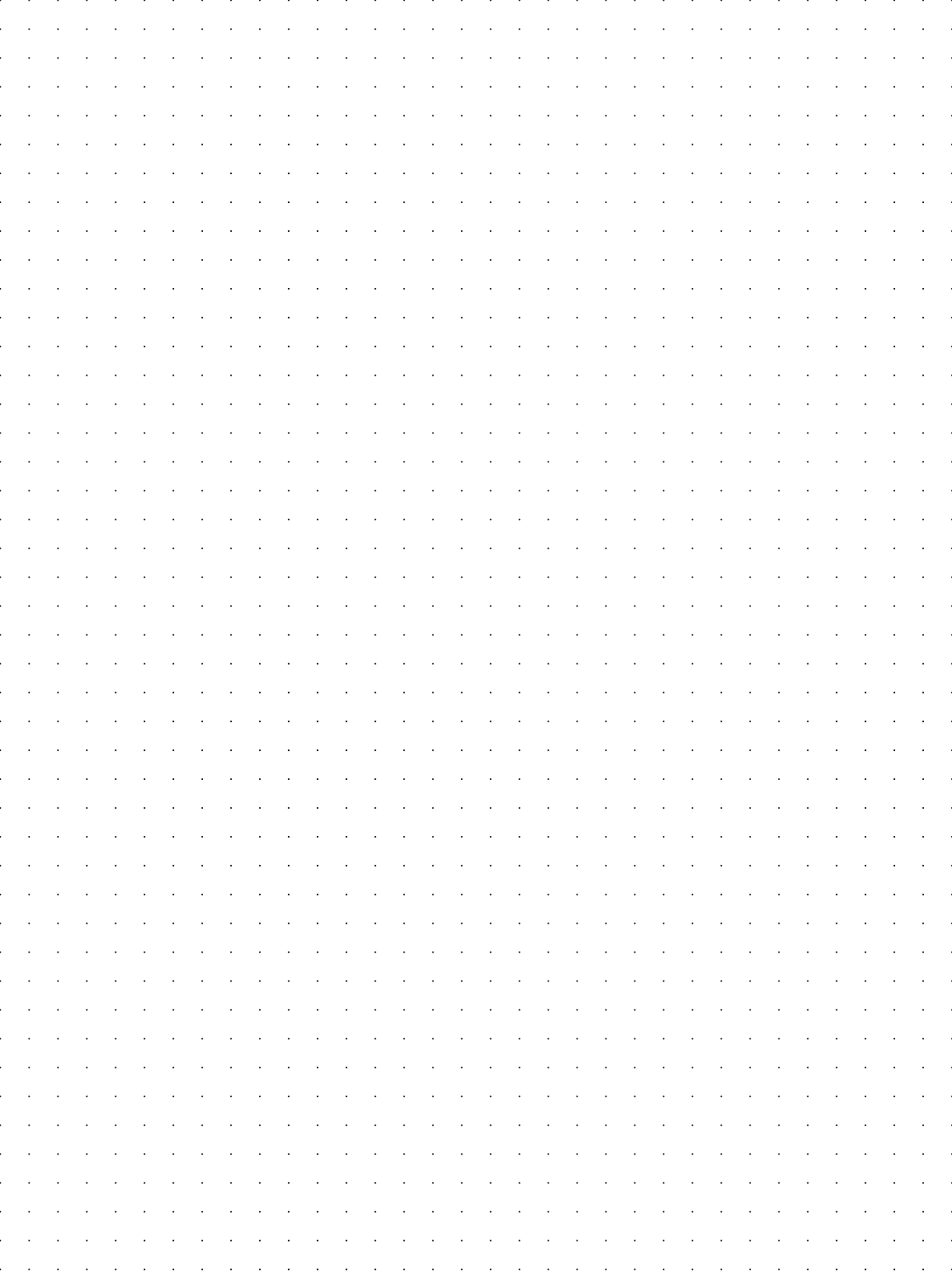
$$B(\hat{\theta}) = E\hat{\theta} - \theta$$

Proposition 1:

$$\text{MSE}(\hat{\theta}) = E[(\hat{\theta} - \theta)^2] = \text{Var}(\hat{\theta}) + B^2$$

Proof

Remarks (1)



Methods for estimating parameters

Definition:

Let x_1, \dots, x_n be a from a distribution $F(x; \theta)$ which can be discrete or continuous. The function

$$L(x, \theta) = f(x_1; \theta) \times f(x_2; \theta) \times \dots \times f$$

The method of Maximum Likelihood

Def: the value $\hat{\theta}$ from sample space A for which $L(x, \theta)$ obtains its largest value within A is called maximum likelihood estimate (MLE) of θ :

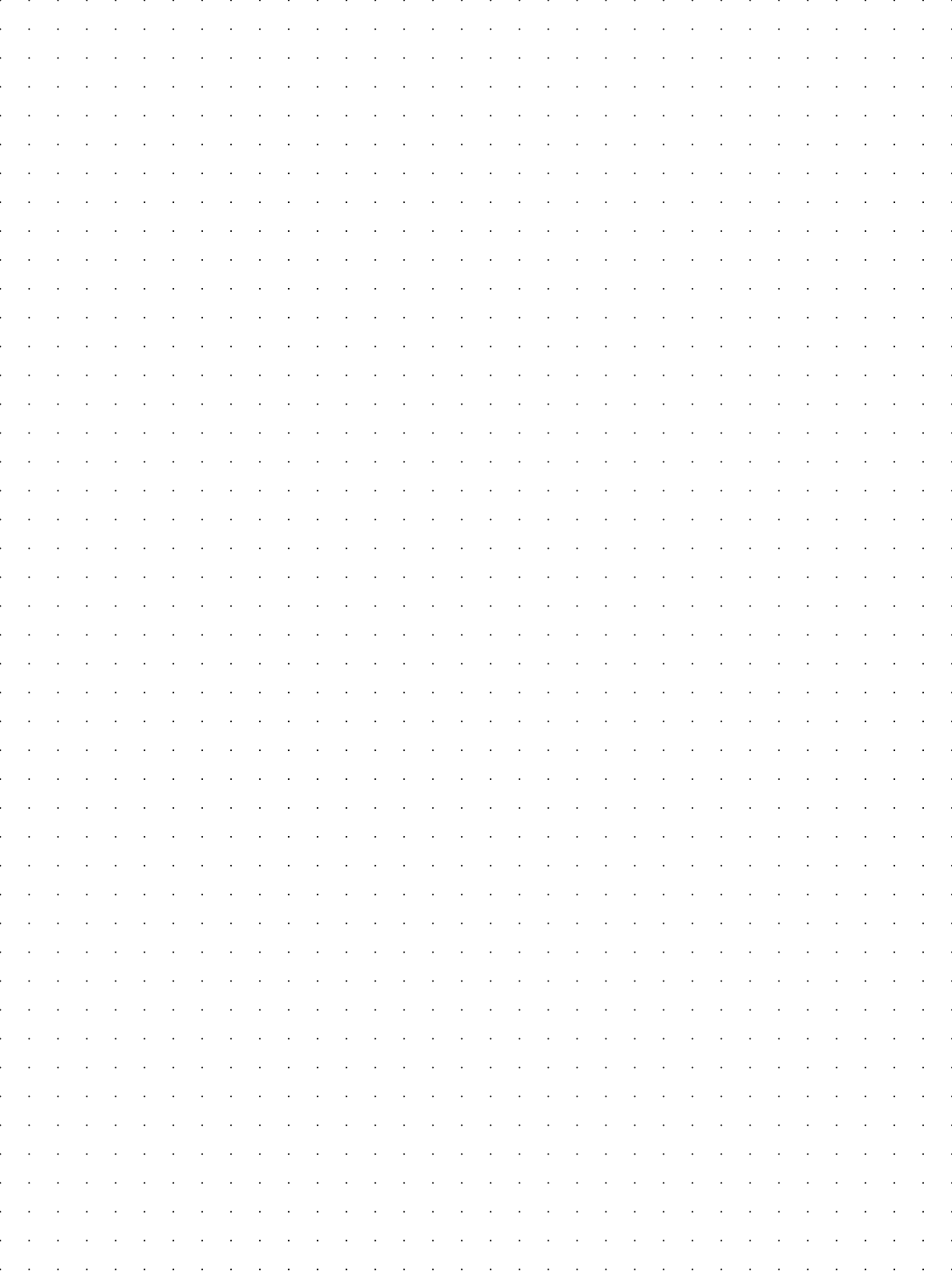
$$\hat{\theta}_{MLE} = \arg \max_{\theta \in A} L(x, \theta)$$

Def

the logarithmic likelihood function

$$l(x, \theta) = \ln(L(x, \theta)) = \begin{cases} \sum_{i=1}^n \ln f(x_i, \theta) \\ \sum_{i=1}^n \ln p(x_i, \theta) \end{cases}$$

* Important for MLE we make an assumption about type of distribution



The Method of Least Squares

Let x_1, x_2, \dots, x_n be a sample from distribution with mean $E(X) = \mu(\theta)$ where $\mu(\theta)$ is a known function and θ an unknown parameter with parameter space A . Let

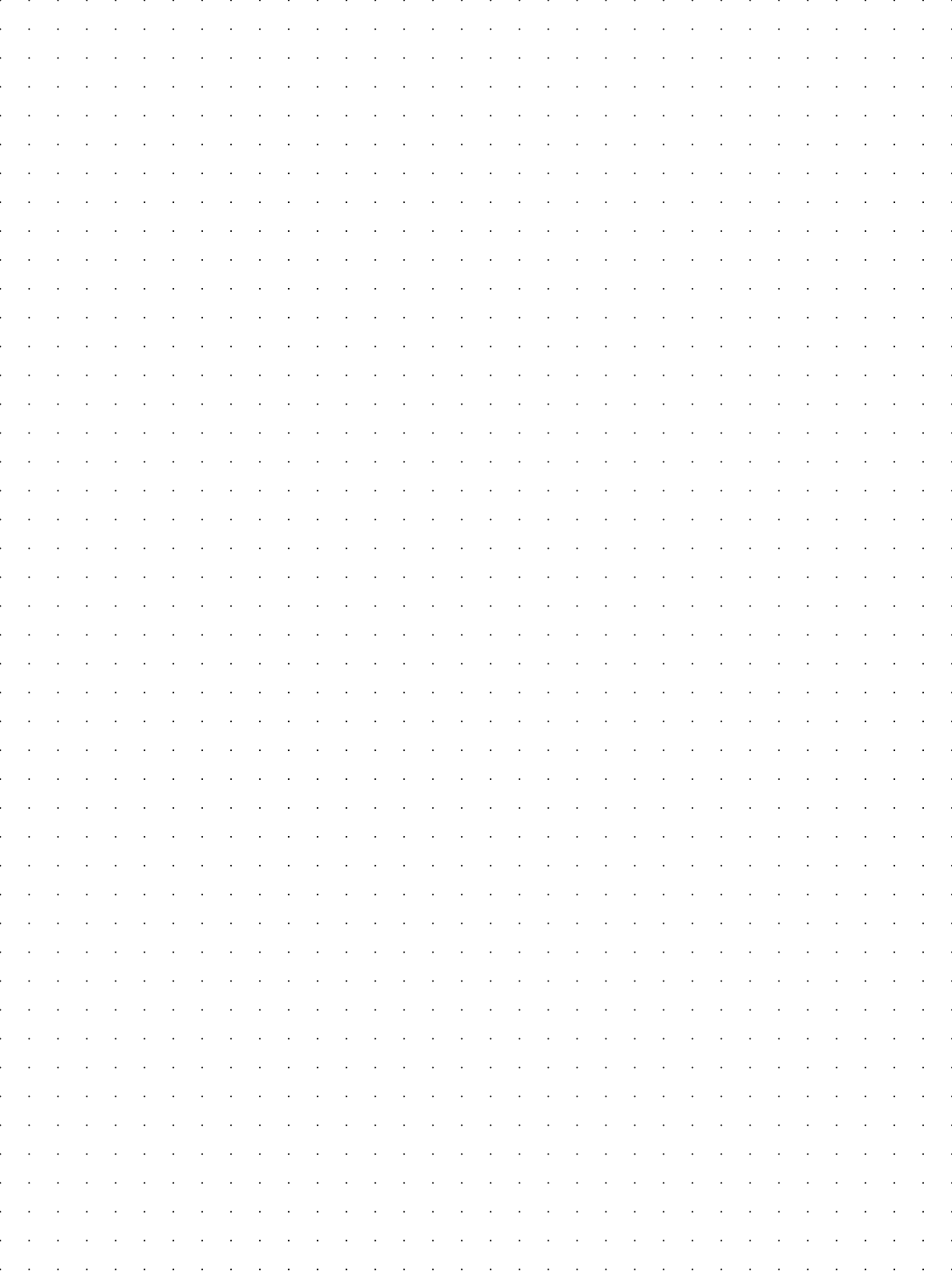
$$Q(\theta) = \sum_{i=1}^n (x_i - \mu(\theta))^2$$

be the sum of squares of the deviations of the observations from $\mu(\theta)$.

Def: the value $\hat{\theta}$, for which $Q(\theta)$ obtains its minimal value within A , is called the LS estimate of θ .

$$\hat{\theta}_{LS} = \arg \min_{\theta \in A} Q(\theta)$$

* We assume the form of mean of random variable



Лекция 03 Баженов

Метод максимального правдоподобия
(Фишера)

1 $\vec{X} = (X_1, \dots, X_n)$ - распредел-е инф. типа,
задаваемые параметры $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_k)$

Идея метода: подбираем параметры
выборки таким образом что вероятность
получения выборки максимальна

Например если распредел-е дискретное
 $P_\theta(X_1, \dots, X_n) = P_\theta(X=X_1) \cdot P_\theta(X=X_2) \dots P_\theta(X=X_n)$
независимые случайные
величины

Функция правдоподобия
 $L(\vec{X}, \theta)$ наз-ся функция

$$L(\vec{X}, \theta) = \prod_{i=1}^n P(X=X_i) \quad - \quad \text{дискретное распредел-е}$$

Логарифмической ф-ей правдоподобия
наз-ся

$$\ln L(\vec{X}, \theta)$$

Замерание

$y = \ln x$ возрастает и φ -я
экстремумов совпадают, а искать
их проще во втором случае

Оценкой максимального правдоподобия $\hat{\theta}$
называется значение θ при котором
 φ -я L достигает наибольшего
значения при φ -х значениях
 x_1, \dots, x_n . Уже приводит к φ -м
оценкам

Пример 1

$\vec{X} = (X_1, \dots, X_n)$ из расп-я Пуассона
с неизвестным параметром $\lambda > 0$

$$\vec{X} \in \Pi_\lambda : P(X = x_i) = \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda} \quad x_i \in \mathbb{N}_{\geq 0}$$

$$L(\vec{X}, \lambda) = \prod_{i=1}^n \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!} e^{-\lambda} = \frac{\lambda^{n \cdot \bar{X}}}{\prod_{i=1}^n x_i!} \cdot e^{-n\lambda}$$

$$\ln L(\vec{X}, \lambda) = n \bar{X} \ln \lambda - \sum_{i=1}^n \ln x_i! - n\lambda$$

$$\frac{d}{d\lambda} \ln L(\vec{X}, \lambda) = \frac{n\bar{X}}{\lambda} - n = 0 \Rightarrow$$

$$\hat{\lambda} = \bar{X}$$

Покажем, что это точка максимума

$$\frac{d^2}{d\lambda^2} \ln L(\vec{X}, \lambda) = -\frac{n\bar{X}}{\lambda^2} < 0 \Rightarrow$$

$$\hat{\lambda} = \bar{X} \quad - \text{т. максимума}$$

Пример 2

Нормальное распределение

$\vec{X} = (X_1, \dots, X_n)$ - выборка из $N(a, \sigma^2)$
 $a \in \mathbb{R}$
 $\sigma > 0$

$$f_{a, \sigma^2}(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-a)^2}{2\sigma^2}}$$

$$L(\vec{X}, a, \sigma) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x_i - a)^2}{2\sigma^2}} =$$

$$= \frac{1}{\sigma^n (2\pi)^{n/2}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - a)^2}$$

$$\ln L(\vec{X}, a, \sigma) = -n \ln \sigma - \frac{n}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - a)^2$$

$$\frac{d}{da} \ln L(\bar{x}, a, \sigma) = -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n 2(x_i - a)(-1) =$$

$$= \frac{1}{\sigma^2} (n\bar{x} - na)$$

$$\begin{aligned} \frac{d}{d\sigma} \ln L(\bar{x}, a, \sigma) &= -\frac{n}{\sigma} - \frac{1}{2}(-2) \cdot \sigma^{-3} \sum_{i=1}^n (x_i - a)^2 = \\ &= \frac{1}{\sigma^3} \sum_{i=1}^n (x_i - a)^2 - \frac{n}{\sigma} \end{aligned}$$

$$\begin{cases} \frac{n\bar{x} - na}{\sigma^2} = 0 \\ \frac{1}{\sigma^3} \sum_{i=1}^n (x_i - a)^2 - \frac{n}{\sigma} = 0 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} \hat{a} = \bar{x} \\ \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - a)^2 \end{cases}$$

\nearrow Var \uparrow смещённый оценщик

Пример 3

$\exists \vec{X} = (X_1, \dots, X_n)$ из $U(0; \theta)$, $\theta > 0$

равномерного
распределения

начала/конца
интервала

Найти оценки θ
методом моментов и
максимального правдоподобия

а) методом моментов

$$EX = \frac{a+b}{2} = \frac{\theta}{2}$$

$$\bar{X} = \frac{\theta^*}{2} \Rightarrow$$

$$D\theta^* =$$

$$\theta^* = 2\bar{X}$$

оценка
по
методу
моментов

б) методом макс. правд-е

$$f_{\theta} = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ \frac{1}{\theta}, & 0 \leq x \leq \theta \\ 0, & x > \theta \end{cases}$$

Обозн-н $\bar{X}_{(n)} = \max(X_1, \dots, X_n)$ -
послед. исправлен
стат-ка

θ не является элем. выборки

$$L(\bar{X}, \theta) = \prod_{i=1}^n f_{\theta}(x_i) = \begin{cases} 0, & \theta < \bar{X}_{(n)} \\ \frac{1}{\theta^n}, & \theta \geq \bar{X}_{(n)} \end{cases}$$

Иско. θ о максимальное значение при $\bar{X}_{(n)}$

$$\hat{\theta} = \bar{X}_{(n)}$$

б) сравним эти оценки

теор.
мат.
ожидан.

1. $\theta^* = 2\bar{X}$ несмещённые Д.К.

$$E\theta^* = E2\bar{X} = 2E\bar{X} = 2E\bar{X} = \theta$$

$$\begin{aligned} E(\theta^* - \theta)^2 &= D\theta^* = D2\bar{X} = 4D\bar{X} = \\ &= 4 \frac{DX}{n} = \frac{4}{n} \frac{\theta^2}{12} = \frac{\theta^2}{3n} \end{aligned}$$

2. $X_{(n)} = \max(X_1, \dots, X_n)$

$$\begin{aligned} F_{X_{(n)}} &= P(X_{(n)} \leq x) = P(X_1 \leq x) \cdot P(X_2 \leq x) \cdot \dots \\ &\cdot P(X_n \leq x) = (F(x))^n \end{aligned}$$

пусть $\bar{X} \in U(0, \theta)$,

Функция
распределения

$$F(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ \frac{x}{\theta}, & 0 \leq x \leq \theta \\ 1, & x > \theta \end{cases}$$

$$F_{\bar{X}_{(n)}}(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ \frac{x^n}{\theta^n}, & 0 \leq x \leq \theta \\ 1, & x > \theta \end{cases}$$

$$f_{\bar{X}_{(n)}} = F'_{\bar{X}_{(n)}} = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ \frac{n x^{n-1}}{\theta^n} & 0 \leq x \leq \theta \\ 0 & x > \theta \end{cases}$$

$$\begin{aligned} E \bar{X}_{(n)} &= \int_0^{\theta} x \cdot \frac{n x^{n-1}}{\theta^n} dx = \frac{n}{\theta^n} \int_0^{\theta} x^n dx = \\ &= \frac{n}{\theta^n} \frac{x^{n+1}}{n+1} \Big|_0^{\theta} = \frac{n}{n+1} \theta \quad - \text{средний балл} \\ &\quad \text{оценка} \end{aligned}$$

$$\tilde{\theta} = \frac{n+1}{n} \hat{\theta} = \frac{n+1}{n} \bar{X}_{-}(n) \quad \text{-- recursive estimator}$$

$$E \tilde{\theta}^2 = E \left[\left(\frac{n+1}{n} \bar{X}_{-}(n) \right)^2 \right] = \frac{(n+1)^2}{n^2} \int_0^{\theta} x^2 \frac{n x^{n-1}}{\theta^n} dx$$

$$= \frac{(n+1)^2}{n \theta^n} \frac{x^{n+2}}{n+2} \Big|_0^{\theta} = \frac{(n+1)^2}{n(n+2)} \theta^2$$

$$\begin{aligned} E(\tilde{\theta} - \theta)^2 &= \text{Var} \tilde{\theta} = D \tilde{\theta} = E \tilde{\theta}^2 - (E \tilde{\theta})^2 = \\ &= \frac{(n+1)^2 \theta^2}{n(n+2)} - \theta^2 = \theta^2 \left(\frac{n^2 + 2n + 1 - n^2 - 2n}{n(n+2)} \right) = \\ &= \frac{\theta^2}{n(n+2)} \end{aligned}$$

$$D \tilde{\theta}^* = \theta$$