# Первое неравенство Чебышева. Пусть

- 1. Х случайная величина
- 2. X > 0 (m.e.  $P\{X < 0\} = 0$ )
- 3. ∃MX

Тогда  $\forall \varepsilon > 0 \quad P\{X \geq \varepsilon\} \leq \frac{MX}{\varepsilon}$ 

Доказательство. Для случая непрерывной случайной величины Х(для случая дис-

кретной случайной величины X доказательство аналогично)  $MX = \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x) dx = |X \ge 0| = \int_{0}^{+\infty} x f(x) dx = \int_{0}^{\varepsilon} x f(x) dx + \int_{\varepsilon}^{+\infty} x f(x) dx \ge \int_{\varepsilon}^{+\infty} x f(x) dx \ge \int_{\varepsilon}^{+\infty} x f(x) dx = \int_{0}^{+\infty} x f(x)$  $|x \in [\varepsilon, +\infty) \to x \ge \varepsilon| \ge \varepsilon \int_{\varepsilon}^{+\infty} f(x) dx \ge \varepsilon P\{X \ge \varepsilon\}$ 

$$\int_{\varepsilon}^{+\infty} f(x)dx = P\{X \ge \varepsilon\}$$

Таким образом,

$$MX \geq \varepsilon P\{X \geq \varepsilon\} \Longrightarrow P\{X \geq \varepsilon\} \leq \frac{MX}{\varepsilon}$$

## Первое неравенство Чебышева. Пусть

- 1. Х случайная величина
- 2. X > 0 (m.e.  $P\{X < 0\} = 0$ )
- 3. ∃MX

Тогда  $\forall \varepsilon > 0 \quad P\{X > \varepsilon\} < \frac{MX}{\varepsilon}$ 

Доказательство. Для случая непрерывной случайной величины Х(для случая дис-

кретной случайной величины X доказательство аналогично)  $MX = \int_{-\infty}^{+\infty} x f(x) dx = |X \geq 0| = \int_{0}^{+\infty} x f(x) dx = \int_{0}^{\varepsilon} x f(x) dx + \int_{\varepsilon}^{+\infty} x f(x) dx \geq \int_{\varepsilon}^{+\infty} x f(x) dx \geq |x \in [\varepsilon, +\infty) \to x \geq \varepsilon| \geq \varepsilon \int_{\varepsilon}^{+\infty} f(x) dx \geq \varepsilon P\{X \geq \varepsilon\}$ 

$$\int_{\varepsilon}^{+\infty} f(x)dx = P\{X \ge \varepsilon\}$$

Таким образом,

$$MX \geq \varepsilon P\{X \geq \varepsilon\} \Longrightarrow P\{X \geq \varepsilon\} \leq \frac{MX}{\varepsilon}$$

# Второе неравенство Чебышева. Пусть

- 1. Х случайная величина
- 2.  $\exists MX$ ,  $\exists DX$

$$Tor \partial a \quad \forall \varepsilon > 0 \quad P\{|X - MX| \ge \varepsilon\} \le \frac{DX}{\varepsilon^2}$$

Доказательство. 1. Рассмотрим случайную величину  $Y = (X - MX)^2$ 

- 2. Из первого неравенства Чебышева для Y следует, что  $\forall \delta>0\ P\{Y\geq\delta\}\leq \frac{MY}{\delta}$
- 3. Используем  $P\{Y \geq \delta\} \leq \frac{MY}{\delta}$  для  $\delta = \varepsilon^2$

$$DX = M[(X-MX)^2] \geq \delta P\{(X-MX)^2 \geq \delta\} = \varepsilon^2 P\{(X-MX)^2 \geq \varepsilon^2\} = \varepsilon^2 P\{|X-MX| \geq \varepsilon\}$$
 Таким образом, 
$$DX \geq \varepsilon^2 P\{|X-MX| \geq \varepsilon\} \Longrightarrow P\{|X-MX| \geq \varepsilon\} \leq \frac{DX}{\varepsilon^2}$$

# Второе неравенство Чебышева. Пусть

- 1. Х случайная величина
- 2.  $\exists MX$ ,  $\exists DX$

Тогда 
$$\forall \varepsilon > 0$$
  $P\{|X - MX| \ge \varepsilon\} \le \frac{DX}{\varepsilon^2}$ 

Доказательство. 1. Рассмотрим случайную величину  $Y = (X - MX)^2$ 

- 2. Из первого неравенства Чебышева для Y следует, что  $\forall \delta>0$   $P\{Y\geq\delta\}\leq \frac{MY}{\delta}$
- 3. Используем  $P\{Y \geq \delta\} \leq \frac{MY}{\delta}$ для  $\delta = \varepsilon^2$

$$DX = M[(X-MX)^2] \ge \delta P\{(X-MX)^2 \ge \delta\} = \varepsilon^2 P\{(X-MX)^2 \ge \varepsilon^2\} = \varepsilon^2 P\{|X-MX| \ge \varepsilon\}$$
 Таким образом, 
$$DX \ge \varepsilon^2 P\{|X-MX| \ge \varepsilon\} \Longrightarrow P\{|X-MX| \ge \varepsilon\} \le \frac{DX}{\varepsilon^2}$$

Определение 2.1. Говорят, что последовательность случайных величин  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  сходится по вероятности к случайной величине Z, если

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|X_n - Z| \ge \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{} 0$$

$$X_n \xrightarrow[n \to \infty]{} Z$$

Определение 2.2. Говорят, что последовательность случайных величин  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  слабо сходится к случайной величине Z, если функциональная последовательность  $F_{X_1}(x)$ ,  $F_{X_2}(x)$ , . . . поточечно сходится к функции  $F_Z(x)$  во всех точках непрерывности последней, т.е.

$$(\forall x_0 \in \mathbb{R})(F_Z(x))$$
 непрерывна в  $x_0) \Longrightarrow F_{X_n}(x_0) \xrightarrow[n \to \infty]{} F_z(x_0)$ 

Закон больших чисел.

**Определение 2.3.** Говорят, что последовательность  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  удовлетворяет закону больших чисел, если

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} m_i| \geq \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{} 0$$

где  $m_i = MX_i, i \in N$ 

Определение 2.1. Говорят, что последовательность случайных величин  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  сходится по вероятности к случайной величине Z, если

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|X_n - Z| \ge \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{P} Z$$

Определение 2.2. Говорят, что последовательность случайных величин  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  слабо сходится к случайной величине Z, если функциональная последовательность  $F_{X_1}(x)$ ,  $F_{X_2}(x)$ , . . . поточечно сходится к функции  $F_Z(x)$  во всех точках непрерывности последней, т.е.

$$(\forall x_0 \in \mathbb{R})(F_Z(x))$$
 непрерывна в  $x_0) \Longrightarrow F_{X_n}(x_0) \xrightarrow[n \to \infty]{} F_z(x_0)$ 

Закон больших чисел.

**Определение 2.3.** Говорят, что последовательность  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  удовлетворяет закону больших чисел, если

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n X_i - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n m_i| \geq \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{} 0$$

где  $m_i = MX_i, \quad i \in N$ 

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} m_i| \geq \varepsilon\} \xrightarrow{n \to \infty} 0$$

где  $m_i = MX_i, \quad i \in N$ 

# Закон больших чисел в форме Чебышева. Пусть

- 1.  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  последовательность независимых случайных величин
- 2.  $\exists MX_i = m_i \quad \exists DX_i = \sigma_i^2, \quad i \in N$
- 3. Дисперсия случайных величин  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  ограничена в совокупности, то есть

$$\exists c > 0 \quad \sigma_i^2 \le c, \quad i \in N$$

Tогда последовательность  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  удовлетворяет закону больших чисел.

Доказательство. 1. Рассмотрим

$$\overline{X_n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i, \quad n \in N$$

Тогда

$$M[\overline{X_n}] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i$$

$$D[\overline{X_n}] = D[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i] = \frac{1}{n^2} D[\sum_{i=1}^n X_i] = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n DX_i = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sigma_i^2$$

2. Применим к случайной величине  $\overline{X_n}$  второе неравенство Чебышева

$$P\{|\overline{X_n} - M\overline{X_n}| \ge \varepsilon\} \le \frac{D\overline{X_n}}{\varepsilon^2}$$

Таким образом,

$$P\{|\overline{X_n} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i| \ge \varepsilon\} \le \frac{1}{\varepsilon^2 n^2} \sum_{i=1}^n \sigma_i^2$$
$$\sum_{i=1}^n \sigma_i^2 \le \sum_{i=1}^n c = nc$$
$$0 \le P\{|\overline{X_n} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i| \ge \varepsilon\} \le \frac{c}{\varepsilon^2 n^2} \cdot n = \frac{c}{\varepsilon^2 n}$$

При  $n \to \infty$   $\frac{c}{\varepsilon^2 n} \to 0$ . По теореме о двух милиционерах

$$P\{|\overline{X_n} - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n m_i| \ge \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{} 0$$

то есть последовательность  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  удовлетворяет закону больших чисел.

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} m_i| \geq \varepsilon\} \xrightarrow{n \to \infty} 0$$

где  $m_i = MX_i, \quad i \in N$ 

# Закон больших чисел в форме Чебышева. Пусть

- 1.  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  последовательность независимых случайных величин
- 2.  $\exists MX_i = m_i \quad \exists DX_i = \sigma_i^2, \quad i \in N$
- 3. Дисперсия случайных величин  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  ограничена в совокупности, то есть

$$\exists c > 0 \quad \sigma_i^2 \le c, \quad i \in N$$

Tогда последовательность  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  удовлетворяет закону больших чисел.

Доказательство. 1. Рассмотрим

$$\overline{X_n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i, \quad n \in N$$

Тогда

$$M[\overline{X_n}] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i$$

$$D[\overline{X_n}] = D[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i] = \frac{1}{n^2} D[\sum_{i=1}^n X_i] = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n DX_i = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sigma_i^2$$

2. Применим к случайной величине  $\overline{X_n}$  второе неравенство Чебышева

$$P\{|\overline{X_n} - M\overline{X_n}| \ge \varepsilon\} \le \frac{D\overline{X_n}}{\varepsilon^2}$$

Таким образом,

$$P\{|\overline{X_n} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i| \ge \varepsilon\} \le \frac{1}{\varepsilon^2 n^2} \sum_{i=1}^n \sigma_i^2$$

$$\sum_{i=1}^n \sigma_i^2 \le \sum_{i=1}^n c = nc$$

$$0 \le P\{|\overline{X_n} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i| \ge \varepsilon\} \le \frac{c}{\varepsilon^2 n^2} \cdot n = \frac{c}{\varepsilon^2 n}$$

При  $n \to \infty$   $\frac{c}{\varepsilon^2 n} \to 0$ . По теореме о двух милиционерах

$$P\{|\overline{X_n} - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n m_i| \ge \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{} 0$$

то есть последовательность  $X_1, \dots, X_n, \dots$  удовлетворяет закону больших чисел.

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} m_i| \geq \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{} 0$$

где  $m_i = MX_i, \quad i \in N$ 

## Закон больших чисел в форме Чебышева. Пусть

- 1.  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  последовательность независимых случайных величин
- 2.  $\exists MX_i = m_i \quad \exists DX_i = \sigma_i^2, \quad i \in N$
- 3. Дисперсия случайных величин  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  ограничена в совокупности, то есть

$$\exists c > 0 \quad \sigma_i^2 \le c, \quad i \in N$$

Tогда последовательность  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  удовлетворяет закону больших чисел.

## Следствие 1. Пусть

- 1. выполнены условия теоремы Чебышева
- 2. все случайные величины  $X_i$  одинаково распределены(обозначим  $m_i \equiv m = MX_i$ )

Тогда

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}X_i - m| \ge \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{} 0$$

Доказательство. Так как  $m_i \equiv m$ , то  $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i = m$  и используем закон больших чисел в форме Чебышева.

Следствие 2. Закон больших чисел в форме Бернулли.

 $\Pi ycmb$ 

- 1. проводится п испытаний по схеме Бернулли с вероятностью успеха р
- 2.  $r_n = \frac{\kappa o \wedge u \cdot u \cdot e c m \circ h \circ a c m y n \wedge e + u \cdot u}{n} o m + o c u m e \wedge e + h \circ a \wedge e +$

Доказательство.

1. Введем случайные величины  $X_i$ ,  $i = \overline{1, m}$ ,

$$X_i = \begin{cases} 1, & \text{если в i-м испытании произошёл успех} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

Тогда

• Закон распределения  $X_i$ 

$$\begin{array}{c|ccc} X_i & 0 & 1 \\ p & q & p \end{array}$$

Таким образом, все  $X_i$  одинаково распределены,  $MX_i=p,\quad DX_i=pq$ 

- $DX_i \equiv pq \Longrightarrow$  ограничены в совокупности
- $X_i$  независимы, так как отдельные испытания в схеме испытаний Бернулли независимы
- 2. Таким образом, последовательность  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  удовлетворяет следствию 1 из теоремы Чебышева и для нее справедливо

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}X_i - m| \ge \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{} 0$$

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|r_n - p| \ge \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{} 0$$
, to ecte  $r_n \xrightarrow[n \to \infty]{} p$ 

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} X_i - \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} m_i| \geq \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{} 0$$

где  $m_i = MX_i, \quad i \in N$ 

## Закон больших чисел в форме Чебышева. Пусть

- 1.  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  последовательность независимых случайных величин
- 2.  $\exists MX_i = m_i \quad \exists DX_i = \sigma_i^2, \quad i \in N$
- 3. Дисперсия случайных величин  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  ограничена в совокупности, то есть

$$\exists c > 0 \quad \sigma_i^2 \le c, \quad i \in N$$

Tогда последовательность  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  удовлетворяет закону больших чисел.

## Следствие 1. Пусть

- 1. выполнены условия теоремы Чебышева
- 2. все случайные величины  $X_i$  одинаково распределены(обозначим  $m_i \equiv m = MX_i$ )

Тогда

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}X_i - m| \ge \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{} 0$$

Доказательство. Так как  $m_i \equiv m$ , то  $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i = m$  и используем закон больших чисел в форме Чебышева.

Следствие 2. Закон больших чисел в форме Бернулли.

 $\Pi ycmb$ 

- 1. проводится п испытаний по схеме Бернулли с вероятностью успеха р
- 2.  $r_n = \frac{\kappa o \wedge u \cdot u \cdot e c m \circ h \circ a c m y n \wedge e + u \cdot u}{n} o m + o c u m e \wedge e + h \circ a \wedge e +$

Доказательство.

1. Введем случайные величины  $X_i$ ,  $i = \overline{1, m}$ ,

$$X_i = \begin{cases} 1, & \text{если в i-м испытании произошёл успех} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

Тогда

• Закон распределения  $X_i$ 

$$\begin{array}{c|ccc} X_i & 0 & 1 \\ p & q & p \end{array}$$

Таким образом, все  $X_i$  одинаково распределены,  $MX_i=p,\quad DX_i=pq$ 

- $DX_i \equiv pq \Longrightarrow$  ограничены в совокупности
- $X_i$  независимы, так как отдельные испытания в схеме испытаний Бернулли независимы
- 2. Таким образом, последовательность  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  удовлетворяет следствию 1 из теоремы Чебышева и для нее справедливо

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}X_i - m| \ge \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{} 0$$

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|r_n - p| \ge \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{} 0$$
, to ecte  $r_n \xrightarrow[n \to \infty]{} p$ 

Пусть выполнены следующие 3 условия:

- 1.  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  последовательность независимых случайных величин
- 2. все случайные величины  $X_i, \quad i \in N$  одинаково распределены

3. 
$$\exists MX_i = m, \quad \exists DX_i = \sigma^2, \quad i \in N$$

Рассмотрим случайную величину

$$\overline{X_n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i, \quad M\overline{X_n} = m, \quad D\overline{X_n} = \frac{\sigma^2}{n}, \quad n \in \mathbb{N}$$

Рассмотрим случайную величину

$$Y_n = \frac{\overline{X_n} - M\overline{X_n}}{\sqrt{D\overline{X_n}}} = \frac{\overline{X_n} - m}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}$$

Центральная предельная теорема. Пусть выполнены условия 1-3. Тогда последовательность случайных величин  $Y_n$  при  $n \to \infty$  слабо сходится к случайной величине Z, имеющей стандартное нормальное распределение, то есть

$$\forall x \in \mathbb{R} \quad F_{Y_n} \xrightarrow[n \to \infty]{} F_Z(x),$$

где

$$Z \sim N(0,1), \quad F_Z(x) = \Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt.$$

#### Интегральная теорема Муавра-Лапласа. Пусть

- проводится большое число испытаний по схеме Бернулли с вероятностью успеха р
- 2. k число успехов в этой серии

Тогда

$$P\{k_1 \le k \le k_2\} \approx \Phi(x_2) - \Phi(x_1), \quad x_i = \frac{k_i - np}{\sqrt{npq}}, \quad i = \overline{1,2}, \quad q = 1 - p, \quad \Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{\frac{-t^2}{2}} dt$$

Доказательство. 1. Пусть  $X_i$  — случайная величина, принимающая значения 0 или 1 в соответствии с правилом

$$X_i = \begin{cases} 1, & \text{если в i-м испытании произопіёл успех} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

Тогда

- Случайные величины  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  независимы
- $MX_i = p, DX_i = pq, i \in N$
- X<sub>i</sub> одинаково распределены

2. 
$$P\{k_1 \le k \le k_2\} = P\{k_1 \le \sum_{i=1}^n X_i \le k_2\} = P\{\frac{k_1}{n} - p \le \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - p \le \frac{k_2}{n} - p\} = P\{\frac{k_1/n - p}{\sqrt{\frac{pq}{n}}} \le \frac{\overline{X_n - p}}{\sqrt{\frac{pq}{n}}} \le \frac{k_2/n - p}{\sqrt{\frac{pq}{n}}}\} \approx \Phi(x_2) - \Phi(x_1)$$

Пусть выполнены следующие 3 условия:

- 1.  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  последовательность независимых случайных величин
- 2. все случайные величины  $X_i, \quad i \in N$  одинаково распределены

3. 
$$\exists MX_i = m, \quad \exists DX_i = \sigma^2, \quad i \in N$$

Рассмотрим случайную величину

$$\overline{X_n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i, \quad M\overline{X_n} = m, \quad D\overline{X_n} = \frac{\sigma^2}{n}, \quad n \in \mathbb{N}$$

Рассмотрим случайную величину

$$Y_n = \frac{\overline{X_n} - M\overline{X_n}}{\sqrt{D\overline{X_n}}} = \frac{\overline{X_n} - m}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}}$$

Центральная предельная теорема. Пусть выполнены условия 1-3. Тогда последовательность случайных величин  $Y_n$  при  $n \to \infty$  слабо сходится к случайной величине Z, имеющей стандартное нормальное распределение, то есть

$$\forall x \in \mathbb{R} \quad F_{Y_n} \xrightarrow[n \to \infty]{} F_Z(x),$$

где

$$Z \sim N(0,1), \quad F_Z(x) = \Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt.$$

#### Интегральная теорема Муавра-Лапласа. Пусть

- проводится большое число испытаний по схеме Бернулли с вероятностью успеха р
- 2. k число успехов в этой серии

Тогда

$$P\{k_1 \le k \le k_2\} \approx \Phi(x_2) - \Phi(x_1), \quad x_i = \frac{k_i - np}{\sqrt{npq}}, \quad i = \overline{1,2}, \quad q = 1 - p, \quad \Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{\frac{-t^2}{2}} dt$$

Доказательство. 1. Пусть  $X_i$  — случайная величина, принимающая значения 0 или 1 в соответствии с правилом

$$X_i = \begin{cases} 1, & \text{если в i-м испытании произопіёл успех} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

Тогда

- Случайные величины  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  независимы
- $MX_i = p, DX_i = pq, i \in N$
- X<sub>i</sub> одинаково распределены

2. 
$$P\{k_1 \le k \le k_2\} = P\{k_1 \le \sum_{i=1}^n X_i \le k_2\} = P\{\frac{k_1}{n} - p \le \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - p \le \frac{k_2}{n} - p\} = P\{\frac{k_1/n - p}{\sqrt{\frac{pq}{n}}} \le \frac{\overline{X_n - p}}{\sqrt{\frac{pq}{n}}} \le \frac{k_2/n - p}{\sqrt{\frac{pq}{n}}}\} \approx \Phi(x_2) - \Phi(x_1)$$

**Определение 4.1.** Множество возможных значений случайной величины X называют генеральной совокупностью.

**Определение 4.2.** Случайной выборкой из генеральной совокупности X называют случайный вектор  $\vec{X} = (X_1, \dots, X_n)$ , где  $X_1, \dots, X_n$  – независимые в совокупности случайные величины, каждая из которых имеет то же распределение, что и X. При этом п называется объёмом случайной выборки.

**Определение 4.3.** Любую возможную реализацию  $\vec{x} = (x_1, \dots, x_n)$  случайной выборки  $\vec{X}$  называют выборкой из генеральной совокупности X. При этом число  $x_k$  называется k-м элементом выборки  $\vec{x}$ .

**Определение 4.4.** Вариационным рядом, построенным по выборке  $\vec{x}$ , называется кортеж  $(x_{(1)}, \ldots, x_{(n)})$ , где  $x_{(1)}, \ldots, x_{(n)}$  – элементы выборки  $\vec{x}$ , расположенные в порядке неубывания.

**Определение 4.5.** Пусть F(x) – функция распределения случайной величины X. Тогда функция распределения случайной выборки  $\vec{X}$  объема n из совокупности X:

$$F_{X}(t_{1},...,t_{n}) = F(t_{1}) \cdot \cdots \cdot F(t_{n})$$

$$P\{X_{1} < t_{1},...,X_{n} < t_{n}\} = P\{X_{1} < t_{1}\} \cdot \cdots \cdot P\{X_{n} < t_{n}\} = F(t_{1}) \cdot \cdots \cdot F(t_{n})$$

$$F_{x_{(n)}}(x) = P\{x_{(n)} < x\} = P\{X_{1} < x,...,X_{n} < x\} = P\{X_{1} < x\} \cdot \cdots \cdot P\{X_{n} < x\} = F(x) \cdot \cdots \cdot F(x) = [F(x)]^{n}$$

$$F_{x_{(1)}}(x) = P\{x_{(1)} < x\} = 1 - P\{X_{1} \ge x\} = 1 - P\{X_{1} \ge x,...,X_{n} \ge x\} = 1 - (1 - P\{X_{1} < x\}) \cdot \cdots \cdot (1 - P\{X_{n} < x\}) = 1 - (1 - F(x))^{n}$$

**Определение 4.1.** Множество возможных значений случайной величины X называют генеральной совокупностью.

**Определение 4.2.** Случайной выборкой из генеральной совокупности X называют случайный вектор  $X = (X_1, \ldots, X_n)$ , где  $X_1, \ldots, X_n$  – независимые в совокупности случайные величины, каждая из которых имеет то же распределение, что и X. При этом п называется объёмом случайной выборки.

**Определение 4.3.** Любую возможную реализацию  $\vec{x} = (x_1, \dots, x_n)$  случайной выборки  $\vec{X}$  называют выборкой из генеральной совокупности X. При этом число  $x_k$  называется k-м элементом выборки  $\vec{x}$ .

**Определение 4.4.** Вариационным рядом, построенным по выборке  $\vec{x}$ , называется кортеж  $(x_{(1)}, \ldots, x_{(n)})$ , где  $x_{(1)}, \ldots, x_{(n)}$  – элементы выборки  $\vec{x}$ , расположенные в порядке неубывания.

**Определение 4.5.** Пусть F(x) – функция распределения случайной величины X. Тогда функция распределения случайной выборки  $\vec{X}$  объема n из совокупности X:

$$F_{\overline{X}}(t_1, \dots, t_n) = F(t_1) \cdot \dots \cdot F(t_n)$$

$$P\{X_1 < t_1, \dots, X_n < t_n\} = P\{X_1 < t_1\} \cdot \dots \cdot P\{X_n < t_n\} = F(t_1) \cdot \dots \cdot F(t_n)$$

$$F_{x_{(n)}}(x) = P\{x_{(n)} < x\} = P\{X_1 < x, \dots, X_n < x\} = P\{X_1 < x\} \cdot \dots \cdot P\{X_n < x\} = F(x) \cdot \dots \cdot F(x) = [F(x)]^n$$

$$F_{x_{(1)}}(x) = P\{x_{(1)} < x\} = 1 - P\{X_1 \ge x\} = 1 - P\{X_1 \ge x, \dots, X_n \ge x\} = 1 - (1 - P\{X_1 < x\}) \cdot \dots \cdot (1 - P\{X_n < x\}) = 1 - (1 - F(x))^n$$

**Определение 4.6.** Любую функцию g(X) случайной выборки X называют статистикой.

**Определение 4.7.** Выборочным начальным моментом порядка k называют статистику:

$$\hat{m_k}(\vec{X}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k$$

**Определение 4.8.** Центральным выборочным моментом порядка k называют статистику

$$\hat{\nu_k}(\vec{X}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^k$$

**Определение 4.9.** Выборочным средним (выборочным математическим ожиданием) называют статистику

$$\hat{m}(\vec{X}) = \overline{X_n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

Определение 4.10. Выборочной дисперсией называют статистику

$$\hat{\sigma}^2(\vec{X}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2$$

**Замечание.** Выборочное среднее является несмещённой оценкой своего теоретического аналога, а выборочная дисперсия – нет.

Доказательство. 
$$\hat{m}(\vec{X}) = \overline{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i$$
  $M[\hat{m}(\vec{X})] = M[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i] = \frac{1}{n} M[\sum_{i=1}^{n} X_i] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} MX_i = |X_i| \sim |X| = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} m_i = m$ 

**Определение 4.6.** Любую функцию g(X) случайной выборки X называют статистикой.

**Определение 4.7.** Выборочным начальным моментом порядка k называют статистику:

$$\hat{m_k}(\vec{X}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k$$

**Определение 4.8.** Центральным выборочным моментом порядка k называют статистику

$$\hat{\nu_k}(\vec{X}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^k$$

**Определение 4.9.** Выборочным средним (выборочным математическим ожиданием) называют статистику

$$\hat{m}(\vec{X}) = \overline{X_n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i$$

Определение 4.10. Выборочной дисперсией называют статистику

$$\hat{\sigma^2}(\vec{X}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2$$

**Замечание.** Выборочное среднее является несмещённой оценкой своего теоретического аналога, а выборочная дисперсия – нет.

Доказательство. 
$$\hat{m}(\vec{X}) = \overline{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i$$
  $M[\hat{m}(\vec{X})] = M[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i] = \frac{1}{n} M[\sum_{i=1}^{n} X_i] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} MX_i = |X_i| \sim |X| = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} m_i = m$ 

**Определение 4.11.** Эмпирической функцией распределения, отвечающей выборке  $\vec{x}$  называют функцию

$$F_n \colon \mathbb{R} \to \mathbb{R}, \quad F_n(x) = \frac{n(\vec{x}, \vec{x})}{n},$$

где

- $\bullet$   $\vec{x} = (x_1, \dots, x_n)$  выборка из генеральной совокупности  $\vec{X}_n$ ;
- $n(\vec{x}, \vec{x})$  количество элементов выборки  $\vec{x}$ , которые меньше x.

**Определение 4.12.** Выборочной функцией распределения, отвечающей случайной выборке  $\vec{X}$ , называется функция:

$$\hat{F}_n(x) = \frac{n(x, \vec{X})}{n},$$

где  $n(x, \vec{X})$  — случайная величина, которая для каждой реализации $\vec{x}$  случайной выборки  $\vec{X}$  принимает значение, равное  $n(x, \vec{x})$ .

**Теорема о сходимости выборочной функции распределения.** Для любого фиксированного  $x \in \mathbb{R}$   $\hat{F}_n(x)$  сходится по вероятности к значению F(x) теоретической функции распределения случайной величины X:

$$\forall x \in \mathbb{R} \qquad \hat{F}_n(x) \xrightarrow[n \to \infty]{P} F(x)$$

Доказательство.  $\hat{F}_n(x)$  — относительная частота успеха в серии из n испытаний по схеме Бернулли с вероятностью успеха p.

В соответствии с законом больших чисел в форме Бернулли

$$\hat{F}_n(x) \xrightarrow[n \to \infty]{P} p$$
, но  $p = P\{X < x\} = F(x)$ 

**Определение 4.11.** Эмпирической функцией распределения, отвечающей выборке  $\vec{x}$  называют функцию

$$F_n \colon \mathbb{R} \to \mathbb{R}, \quad F_n(x) = \frac{n(\vec{x}, \vec{x})}{n},$$

где

- $\bullet$   $\vec{x} = (x_1, \dots, x_n)$  выборка из генеральной совокупности  $\vec{X}_n$ ;
- $n(\vec{x}, \vec{x})$  количество элементов выборки  $\vec{x}$ , которые меньше x.

**Определение 4.12.** Выборочной функцией распределения, отвечающей случайной выборке  $\vec{X}$ , называется функция:

$$\hat{F}_n(x) = \frac{n(x, \vec{X})}{n},$$

где  $n(x, \vec{X})$  — случайная величина, которая для каждой реализации $\vec{x}$  случайной выборки  $\vec{X}$  принимает значение, равное  $n(x, \vec{x})$ .

**Теорема о сходимости выборочной функции распределения.** Для любого фиксированного  $x \in \mathbb{R}$   $\hat{F}_n(x)$  сходится по вероятности к значению F(x) теоретической функции распределения случайной величины X:

$$\forall x \in \mathbb{R} \qquad \hat{F}_n(x) \xrightarrow[n \to \infty]{P} F(x)$$

Доказательство.  $\hat{F}_n(x)$  — относительная частота успеха в серии из n испытаний по схеме Бернулли с вероятностью успеха p.

В соответствии с законом больших чисел в форме Бернулли

$$\hat{F}_n(x) \xrightarrow[n \to \infty]{P} p$$
, но  $p = P\{X < x\} = F(x)$ 

Определение 4.13. Интервальным статистическим рядом называют таблицу:

$$\begin{array}{c|cccc}
J_1 & \dots & J_m \\
\hline
n_1 & \dots & n_m
\end{array}$$

Здесь  $n_i$  – количество элементов выборки  $\vec{x}$ , принадлежащих  $J_i$ .

**Определение 4.14.** Эмпирической плотностью распределения случайной выборки  $\vec{X}_n$  называют функцию

$$f_n(x) = egin{cases} rac{n_i}{n\,\Delta}, & x\in J_i, \ i=\overline{1,m}; \ 0, & ext{иначе.} \end{cases}$$
, где

•  $J_i$ ,  $i = \overline{1;m}$ , — полуинтервал из  $J = [x_{(1)}, x_{(n)}]$ , где

$$x_{(1)} = \min\{x_1, \dots, x_n\}, \qquad x_{(n)} = \max\{x_1, \dots, x_n\};$$
 (1)

при этом все полуинтервалы, кроме последнего, не содержат правую границу т. е.

$$J_i = [x_{(1)} + (i-1)\Delta, x_{(1)} + i\Delta), \quad i = \overline{1, m-1};$$
 (2)

$$J_m = [x_{(1)} + (m-1)\Delta, x_{(1)} + m\Delta]; \tag{3}$$

- m количество полуинтервалов интервала  $J = [x_{(1)}, x_{(n)}];$
- $\Delta$  длина полуинтервала  $J_i$ ,  $i = \overline{1,m}$  равная

$$\Delta = \frac{x_{(n)} - x_{(1)}}{m} = \frac{|J|}{m};$$

- $n_i$  количество элементов выборки в полуинтервале  $J_i$ ,  $i = \overline{1, m}$ ;
- $\bullet$  n количество элементов в выборке.

**Определение 4.15.** График функции  $f_n(x)$  называют гистограммой.

**Определение 4.16.** Полигоном частот для выборки  $\dot{x}$  называется ломанная, звенья которой соединяют середины верхних сторон прямоугольников гистограммы.

Определение 4.13. Интервальным статистическим рядом называют таблицу:

$$\begin{array}{c|cccc}
J_1 & \dots & J_m \\
\hline
n_1 & \dots & n_m
\end{array}$$

Здесь  $n_i$  – количество элементов выборки  $\vec{x}$ , принадлежащих  $J_i$ .

**Определение 4.14.** Эмпирической плотностью распределения случайной выборки  $\vec{X}_n$  называют функцию

$$f_n(x) = egin{cases} rac{n_i}{n\,\Delta}, & x\in J_i, \ i=\overline{1,m}; \ 0, & ext{иначе.} \end{cases}$$
, где

•  $J_i$ ,  $i = \overline{1;m}$ , — полуинтервал из  $J = [x_{(1)}, x_{(n)}]$ , где

$$x_{(1)} = \min\{x_1, \dots, x_n\}, \qquad x_{(n)} = \max\{x_1, \dots, x_n\};$$
 (1)

при этом все полуинтервалы, кроме последнего, не содержат правую границу т. е.

$$J_i = [x_{(1)} + (i-1)\Delta, x_{(1)} + i\Delta), \quad i = \overline{1, m-1};$$
 (2)

$$J_m = [x_{(1)} + (m-1)\Delta, x_{(1)} + m\Delta]; \tag{3}$$

- m количество полуинтервалов интервала  $J = [x_{(1)}, x_{(n)}];$
- $\Delta$  длина полуинтервала  $J_i$ ,  $i = \overline{1,m}$  равная

$$\Delta = \frac{x_{(n)} - x_{(1)}}{m} = \frac{|J|}{m};$$

- $n_i$  количество элементов выборки в полуинтервале  $J_i$ ,  $i = \overline{1, m}$ ;
- $\bullet$  n количество элементов в выборке.

**Определение 4.15.** График функции  $f_n(x)$  называют гистограммой.

**Определение 4.16.** Полигоном частот для выборки  $\dot{x}$  называется ломанная, звенья которой соединяют середины верхних сторон прямоугольников гистограммы.

Требуется оценить значение вектора Өп

**Определение 5.1.** Точечной оценкой параметра  $\theta$  называется статистика  $\hat{\theta}(\vec{X})$ , выборочное значение которой принимается в качестве значения параметра  $\theta$ :  $\hat{\theta} := \hat{\theta}(\vec{X})$ .

Качество используемой точечной оценки  $\hat{\theta}(\vec{X})$  параметра  $\theta$  характеризуют следуюшие свойства:

- 1. несмешенность
- 2. состоятельность
- 3. эффективность

**Определение 5.2.** Точечная оценка  $\hat{\theta}(X)$  параметра  $\theta$  называется несмещенной, если

$$\exists M[\hat{\theta}(\vec{X})] = \theta$$

Доказательство. • X — случайная величина

•  $\sigma^2 = DX$ 

•  $\hat{\sigma}^2(\vec{X}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2$  $M[\hat{\sigma^2}(X)] = M[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2] = \frac{1}{n}M[\sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n M[(X_i - \overline{X})^2] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n M[(X_i - \overline{X})^2] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n M[(X_i - \frac{1}{n}\sum_{j=1}^n X_j)^2] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n M[((X_i - m) - \frac{1}{n}\sum_{j=1}^n (X_j - m))^2] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n M[(X_i - m)^2 - \frac{2}{n}\sum_{j=1}^n (X_j - m)(X_i - m) + \frac{1}{n^2}(\sum_{j=1}^n (X_j - m))^2] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \{M[(X_i - m)^2] - \frac{2}{n}\sum_{j=1}^n M[(X_i - m)(X_j - m)] + \frac{1}{n^2}\sum_{j=1}^n M[(X_j - m)^2 + \frac{1}{n^2}\sum_{j,k=1,k\neq j}^n M[(X_k - m)(X_j - m)]] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \{\sigma^2 - \frac{2}{n}\sigma^2 + \frac{1}{n^2}\sum_{j=1}^n \sigma^2\} = \frac{1}{n} \cdot n\{\sigma^2 - \frac{2}{n}\sigma^2 + \frac{1}{n}\sigma^2\} = \sigma^2 - \frac{1}{n}\sigma^2 = \sigma^2(1 - \frac{1}{n}) = \sigma^2\frac{n-1}{n} \neq \sigma^2$ 

**Определение 5.3.** Статистику  $S^2(\vec{X})$  называется исправленной выборочной диспер-

сией и равна 
$$S^2(\vec{X}) = \frac{n}{n-1}\hat{\sigma^2}(\vec{X}) = M[S^2] = M[\frac{n}{n-1}\sigma^2] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2 = \frac{n}{n-1}M[\hat{\sigma^2}] = \frac{n}{n-1} \cdot \frac{n-1}{n} \cdot \sigma^2 = \sigma^2,$$

то есть  $S^2(\vec{X})$  является несмещённой оценкой дисперсии.

**Определение 5.4.** Оценка  $\hat{\theta}$  называется состоятельной оценкой, если

$$\hat{\theta}(\vec{X}) \xrightarrow[n \to \infty]{P} \theta$$
,

Требуется оценить значение вектора Өп

**Определение 5.1.** Точечной оценкой параметра  $\theta$  называется статистика  $\hat{\theta}(\vec{X})$ , выборочное значение которой принимается в качестве значения параметра  $\theta$ :  $\hat{\theta} := \hat{\theta}(\vec{X})$ .

Качество используемой точечной оценки  $\hat{\theta}(\vec{X})$  параметра  $\theta$  характеризуют следуюшие свойства:

- 1. несмешенность
- 2. состоятельность
- 3. эффективность

**Определение 5.2.** Точечная оценка  $\hat{\theta}(X)$  параметра  $\theta$  называется несмещенной, если

$$\exists M[\hat{\theta}(\vec{X})] = \theta$$

Доказательство. • X — случайная величина

•  $\sigma^2 = DX$ 

•  $\hat{\sigma}^2(\vec{X}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2$  $M[\hat{\sigma^2}(X)] = M[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2] = \frac{1}{n}M[\sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n M[(X_i - \overline{X})^2] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n M[(X_i - \overline{X})^2] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n M[(X_i - \frac{1}{n}\sum_{j=1}^n X_j)^2] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n M[((X_i - m) - \frac{1}{n}\sum_{j=1}^n (X_j - m))^2] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n M[(X_i - m)^2 - \frac{2}{n}\sum_{j=1}^n (X_j - m)(X_i - m) + \frac{1}{n^2}(\sum_{j=1}^n (X_j - m))^2] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \{M[(X_i - m)^2] - \frac{2}{n}\sum_{j=1}^n M[(X_i - m)(X_j - m)] + \frac{1}{n^2}\sum_{j=1}^n M[(X_j - m)^2 + \frac{1}{n^2}\sum_{j,k=1,k\neq j}^n M[(X_k - m)(X_j - m)]] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \{\sigma^2 - \frac{2}{n}\sigma^2 + \frac{1}{n^2}\sum_{j=1}^n \sigma^2\} = \frac{1}{n} \cdot n\{\sigma^2 - \frac{2}{n}\sigma^2 + \frac{1}{n}\sigma^2\} = \sigma^2 - \frac{1}{n}\sigma^2 = \sigma^2(1 - \frac{1}{n}) = \sigma^2\frac{n-1}{n} \neq \sigma^2$ 

**Определение 5.3.** Статистику  $S^2(\vec{X})$  называется исправленной выборочной диспер-

сией и равна 
$$S^2(\vec{X}) = \frac{n}{n-1}\hat{\sigma^2}(\vec{X}) = M[S^2] = M[\frac{n}{n-1}\sigma^2] = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2 = \frac{n}{n-1}M[\hat{\sigma^2}] = \frac{n}{n-1} \cdot \frac{n-1}{n} \cdot \sigma^2 = \sigma^2,$$

то есть  $S^2(\vec{X})$  является несмещённой оценкой дисперсии.

**Определение 5.4.** Оценка  $\hat{\theta}$  называется состоятельной оценкой, если

$$\hat{\theta}(\vec{X}) \xrightarrow[n \to \infty]{P} \theta$$
,

Требуется оценить значение вектора Өп

Определение 5.1. Точечной оценкой параметра  $\theta$  называется статистика  $\hat{\theta}(\vec{X})$ , выборочное значение которой принимается в качестве значения параметра  $\theta$ :  $\hat{\theta}(\vec{X})$ .

Качество используемой точечной оценки  $\hat{\theta}(\vec{X})$  параметра  $\theta$  характеризуют следующие свойства:

- 1. несмещенность
- 2. состоятельность
- 3. эффективность

**Определение 5.5.** Оценка  $\hat{\theta}$  называется эффективной оценкой для параметра  $\theta$ , если:

- 1.  $\hat{\theta}$  несмещенная оценка для  $\theta$
- 2.  $\hat{\theta}$  обладает наименьшей дисперсией среди всех несмещенных оценок  $\theta$

Замечание. Иногда говорят об эффективной оценке в классе оценок  $\Theta$ . Eсли  $\Theta$  — некоторое множество несмещенных оценок для  $\theta$ , то оценка  $\hat{\theta} \in \Theta$  называется эффективной оценкой для  $\theta$  в классе  $\Theta$ , если  $\hat{\theta}$  обладает наименьшей дисперсией среди всех оценок класса  $\Theta$ .

$$\forall \tilde{\theta} \in \Theta \quad D\hat{\theta} < D\tilde{\theta}$$

Пусть X — случайная величина, общий закон распределения которой известен, но неизвестны значения одного или нескольких параметров этого закона. Пусть  $\theta$  — неизвестный параметр закона распределения случайной величины X.

Требуется оценить значение вектора Өп

**Определение 5.1.** Точечной оценкой параметра  $\theta$  называется статистика  $\hat{\theta}(\vec{X})$ , выборочное значение которой принимается в качестве значения параметра  $\theta$ :  $\theta := \hat{\theta}(\vec{X})$ .

Качество используемой точечной оценки  $\hat{\theta}(\vec{X})$  параметра  $\theta$  характеризуют следующие свойства:

- 1. несмещенность
- 2. состоятельность
- 3. эффективность

**Определение 5.5.** Оценка  $\hat{\theta}$  называется эффективной оценкой для параметра  $\theta$ , если:

- 1.  $\hat{\theta}$  несмещенная оценка для  $\theta$
- 2.  $\hat{\theta}$  обладает наименьшей дисперсией среди всех несмещенных оценок  $\theta$

$$\forall \tilde{\theta} \in \Theta \quad D\hat{\theta} \leq D\tilde{\theta}$$

Требуется оценить значение вектора Өп

Определение 5.1. Точечной оценкой параметра  $\theta$  называется статистика  $\hat{\theta}(\vec{X})$ , выборочное значение которой принимается в качестве значения параметра  $\theta$ :  $\hat{\theta}(\vec{X})$ .

Качество используемой точечной оценки  $\hat{\theta}(\vec{X})$  параметра  $\theta$  характеризуют следующие свойства:

- 1. несмещенность
- 2. состоятельность
- 3. эффективность

**Определение 5.5.** Оценка  $\hat{\theta}$  называется эффективной оценкой для параметра  $\theta$ , если:

- 1.  $\hat{\theta}$  несмещенная оценка для  $\theta$
- 2.  $\hat{\theta}$  обладает наименьшей дисперсией среди всех несмещенных оценок  $\theta$

Замечание. Иногда говорят об эффективной оценке в классе оценок  $\Theta$ . Eсли  $\Theta$  — некоторое множество несмещенных оценок для  $\theta$ , то оценка  $\hat{\theta} \in \Theta$  называется эффективной оценкой для  $\theta$  в классе  $\Theta$ , если  $\hat{\theta}$  обладает наименьшей дисперсией среди всех оценок класса  $\Theta$ .

$$\forall \tilde{\theta} \in \Theta \quad D\hat{\theta} \leq D\tilde{\theta}$$

Пусть X — случайная величина, общий закон распределения которой известен, но неизвестны значения одного или нескольких параметров этого закона. Пусть  $\theta$  — неизвестный параметр закона распределения случайной величины X.

Требуется оценить значение вектора Өп

Определение 5.1. Точечной оценкой параметра  $\theta$  называется статистика  $\hat{\theta}(\vec{X})$ , выборочное значение которой принимается в качестве значения параметра  $\theta$ :  $\theta := \hat{\theta}(\vec{X})$ .

Качество используемой точечной оценки  $\hat{\theta}(\vec{X})$  параметра  $\theta$  характеризуют следующие свойства:

- 1. несмещенность
- 2. состоятельность
- 3. эффективность

**Определение 5.5.** Оценка  $\hat{\theta}$  называется эффективной оценкой для параметра  $\theta$ , если:

- 1.  $\hat{\theta}$  несмещенная оценка для  $\theta$
- 2.  $\hat{\theta}$  обладает наименьшей дисперсией среди всех несмещенных оценок  $\theta$

$$\forall \tilde{\theta} \in \Theta \quad D\hat{\theta} \leq D\tilde{\theta}$$

Требуется оценить значение вектора Өп

**Определение 5.1.** Точечной оценкой параметра  $\theta$  называется статистика  $\hat{\theta}(\vec{X})$ , выборочное значение которой принимается в качестве значения параметра  $\theta$ :  $\theta := \hat{\theta}(\vec{X})$ .

Качество используемой точечной оценки  $\hat{\theta}(\vec{X})$  параметра  $\theta$  характеризуют следующие свойства:

- 1. несмещенность
- 2. состоятельность
- 3. эффективность

**Определение 5.5.** Оценка  $\hat{\theta}$  называется эффективной оценкой для параметра  $\theta$ , если:

- 1.  $\hat{\theta}$  несмещенная оценка для  $\theta$
- 2.  $\hat{\theta}$  обладает наименьшей дисперсией среди всех несмещенных оценок  $\theta$

Замечание. Иногда говорят об эффективной оценке в классе оценок  $\Theta$ . Eсли  $\Theta$  — некоторое множество несмещенных оценок для  $\theta$ , то оценка  $\hat{\theta} \in \Theta$  называется эффективной оценкой для  $\theta$  в классе  $\Theta$ , если  $\hat{\theta}$  обладает наименьшей дисперсией среди всех оценок класса  $\Theta$ .

$$\forall \tilde{\theta} \in \Theta \quad D\hat{\theta} < D\tilde{\theta}$$

Пусть X — случайная величина, общий закон распределения которой известен, но неизвестны значения одного или нескольких параметров этого закона. Пусть  $\theta$  — неизвестный параметр закона распределения случайной величины X.

Требуется оценить значение вектора Өп

**Определение 5.1.** Точечной оценкой параметра  $\theta$  называется статистика  $\hat{\theta}(\vec{X})$ , выборочное значение которой принимается в качестве значения параметра  $\theta$ :  $\theta := \hat{\theta}(\vec{X})$ .

Качество используемой точечной оценки  $\hat{\theta}(\vec{X})$  параметра  $\theta$  характеризуют следующие свойства:

- 1. несмещенность
- 2. состоятельность
- 3. эффективность

**Определение 5.5.** Оценка  $\hat{\theta}$  называется эффективной оценкой для параметра  $\theta$ , если:

- 1.  $\hat{\theta}$  несмещенная оценка для  $\theta$
- 2.  $\hat{\theta}$  обладает наименьшей дисперсией среди всех несмещенных оценок  $\theta$

$$\forall \tilde{\theta} \in \Theta \quad D\hat{\theta} \leq D\tilde{\theta}$$

Требуется оценить значение вектора Өп

**Определение 5.1.** Точечной оценкой параметра  $\theta$  называется статистика  $\hat{\theta}(\vec{X})$ , выборочное значение которой принимается в качестве значения параметра  $\theta$ :  $\theta := \hat{\theta}(\vec{X})$ .

Качество используемой точечной оценки  $\hat{\theta}(\vec{X})$  параметра  $\theta$  характеризуют следующие свойства:

- 1. несмещенность
- 2. состоятельность
- 3. эффективность

**Определение 5.5.** Оценка  $\hat{\theta}$  называется эффективной оценкой для параметра  $\theta$ , если:

- 1.  $\hat{\theta}$  несмещенная оценка для  $\theta$
- 2.  $\hat{\theta}$  обладает наименьшей дисперсией среди всех несмещенных оценок  $\theta$

Замечание. Иногда говорят об эффективной оценке в классе оценок  $\Theta$ . Eсли  $\Theta$  — некоторое множество несмещенных оценок для  $\theta$ , то оценка  $\hat{\theta} \in \Theta$  называется эффективной оценкой для  $\theta$  в классе  $\Theta$ , если  $\hat{\theta}$  обладает наименьшей дисперсией среди всех оценок класса  $\Theta$ .

$$\forall \tilde{\theta} \in \Theta \quad D\hat{\theta} < D\tilde{\theta}$$

Пусть X — случайная величина, общий закон распределения которой известен, но неизвестны значения одного или нескольких параметров этого закона. Пусть  $\theta$  — неизвестный параметр закона распределения случайной величины X.

Требуется оценить значение вектора Өп

**Определение 5.1.** Точечной оценкой параметра  $\theta$  называется статистика  $\hat{\theta}(\vec{X})$ , выборочное значение которой принимается в качестве значения параметра  $\theta$ :  $\theta := \hat{\theta}(\vec{X})$ .

Качество используемой точечной оценки  $\hat{\theta}(\vec{X})$  параметра  $\theta$  характеризуют следующие свойства:

- 1. несмещенность
- 2. состоятельность
- 3. эффективность

**Определение 5.5.** Оценка  $\hat{\theta}$  называется эффективной оценкой для параметра  $\theta$ , если:

- 1.  $\hat{\theta}$  несмещенная оценка для  $\theta$
- 2.  $\hat{\theta}$  обладает наименьшей дисперсией среди всех несмещенных оценок  $\theta$

$$\forall \tilde{\theta} \in \Theta \quad D\hat{\theta} \leq D\tilde{\theta}$$

Требуется оценить значение вектора Өп

**Определение 5.1.** Точечной оценкой параметра  $\theta$  называется статистика  $\hat{\theta}(\vec{X})$ , выборочное значение которой принимается в качестве значения параметра  $\theta$ :  $\theta := \hat{\theta}(\vec{X})$ .

Качество используемой точечной оценки  $\hat{\theta}(\vec{X})$  параметра  $\theta$  характеризуют следующие свойства:

- 1. несмещенность
- 2. состоятельность
- 3. эффективность

**Определение 5.5.** Оценка  $\hat{\theta}$  называется эффективной оценкой для параметра  $\theta$ , если:

- 1.  $\hat{\theta}$  несмещенная оценка для  $\theta$
- 2.  $\hat{\theta}$  обладает наименьшей дисперсией среди всех несмещенных оценок  $\theta$

Замечание. Иногда говорят об эффективной оценке в классе оценок  $\Theta$ . Eсли  $\Theta$  — некоторое множество несмещенных оценок для  $\theta$ , то оценка  $\hat{\theta} \in \Theta$  называется эффективной оценкой для  $\theta$  в классе  $\Theta$ , если  $\hat{\theta}$  обладает наименьшей дисперсией среди всех оценок класса  $\Theta$ .

Пусть X — случайная величина, общий закон распределения которой известен, но неизвестны значения одного или нескольких параметров этого закона. Пусть  $\theta$  — неизвестный параметр закона распределения случайной величины X.

Требуется оценить значение вектора Өп

Определение 5.1. Точечной оценкой параметра  $\theta$  называется статистика  $\hat{\theta}(\vec{X})$ , выборочное значение которой принимается в качестве значения параметра  $\theta$ :  $\theta$  :=  $\hat{\theta}(\vec{X})$ .

Качество используемой точечной оценки  $\hat{\theta}(\vec{X})$  параметра  $\theta$  характеризуют следующие свойства:

- 1. несмещенность
- 2. состоятельность
- 3. эффективность

**Определение 5.5.** Оценка  $\hat{\theta}$  называется эффективной оценкой для параметра  $\theta$ , если:

- 1.  $\hat{\theta}$  несмещенная оценка для  $\theta$
- 2.  $\hat{\theta}$  обладает наименьшей дисперсией среди всех несмещенных оценок  $\theta$

$$\forall \tilde{\theta} \in \Theta \quad D\hat{\theta} \leq D\tilde{\theta}$$

**Определение 5.4.** Оценка  $\hat{\theta}$  называется состоятельной оценкой, если

$$\hat{\theta}(\vec{X}) \xrightarrow[n \to \infty]{P} \theta,$$

где n – объем выборки.

Замечание. Условие из определения можно записать в виде:

$$\forall \varepsilon > 0 \quad \lim_{n \to \infty} P\{|\hat{\theta}(X) - \theta| < \varepsilon\} = 1$$

**Пример 1.** Пусть X – случайная величина,  $\exists MX = m$ .

- $\bullet$  последовательность  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  независима и одинаково распределена
- $\exists MX_i = m, \quad \exists DX_i = \sigma^2$
- из предыдущих пунктов следует, что  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  удовлетворяет закону больших чисел в форме Чебышева

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|\overline{X} - m| < \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{P} m$$

Пример 2. Пусть

- 1.  $X \sim N(m, \sigma^2)$ ,  $m u \sigma^2$  неизвестны
- 2.  $\hat{m}(\vec{X}) = X_1$  результат первого наблюдения точечная оценка для т

 $\Pi$ окажем, что  $\hat{m}$  – несостоятельная оценка.

 $3 aфиксируем \varepsilon > 0$ 

$$P\{|\hat{m}(\vec{X}) - m| < \varepsilon\} = P\{|X_1 - m| < \varepsilon\} = |X_1 \sim X \sim N(m, \sigma^2)| = P\{m - \varepsilon < X_1 < m + \varepsilon\} = \Phi_0(\frac{m + \varepsilon - m}{\sigma}) - \Phi_0(\frac{m - \varepsilon - m}{\sigma}) = 2\Phi_0(\frac{\varepsilon}{\sigma}) \neq 1, \ ecnu \ \frac{\varepsilon}{\sigma} \neq +\infty.$$

$$Torda \ P\{|\hat{m}(\vec{X}) - m| < \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{} 1.$$

**Определение 5.4.** Оценка  $\hat{\theta}$  называется состоятельной оценкой, если

$$\hat{\theta}(\vec{X}) \xrightarrow[n \to \infty]{P} \theta,$$

где n – объем выборки.

Замечание. Условие из определения можно записать в виде:

$$\forall \varepsilon > 0 \quad \lim_{n \to \infty} P\{|\hat{\theta}(X) - \theta| < \varepsilon\} = 1$$

**Пример 1.** Пусть X – случайная величина,  $\exists MX = m$ .

- ullet последовательность  $X_1,\ldots,X_n,\ldots$  независима и одинаково распределена
- $\exists MX_i = m, \quad \exists DX_i = \sigma^2$
- из предыдущих пунктов следует, что  $X_1, \ldots, X_n, \ldots$  удовлетворяет закону больших чисел в форме Чебышева

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|\overline{X} - m| < \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{} 1$$
$$\overline{X} \xrightarrow[n \to \infty]{} m$$

# Пример 2. Пусть

- 1.  $X \sim N(m, \sigma^2)$ , т и  $\sigma^2$  неизвестны
- $\hat{x}(X) = X_1 p$ езультат первого наблюдения точечная оценка для т

Покажем, что  $\hat{m}$  – несостоятельная оценка.

 $3афиксируем \varepsilon > 0$ 

$$P\{|\hat{m}(\vec{X}) - m| < \varepsilon\} = P\{|X_1 - m| < \varepsilon\} = |X_1 \sim X \sim N(m, \sigma^2)| = P\{m - \varepsilon < X_1 < m + \varepsilon\} = \Phi_0(\frac{m + \varepsilon - m}{\sigma}) - \Phi_0(\frac{m - \varepsilon - m}{\sigma}) = 2\Phi_0(\frac{\varepsilon}{\sigma}) \neq 1, \ ecnu \ \frac{\varepsilon}{\sigma} \neq +\infty.$$

$$Torda \ P\{|\hat{m}(\vec{X}) - m| < \varepsilon\} \xrightarrow[n \to \infty]{} 1.$$

Доказать, что выборочное среднее является эффективной оценкой для m в классе линейных оценок. Пусть X – случайная величина,  $\exists MX = m, \quad \exists DX = \sigma^2, \ mak$  что выборочное среднее  $\overline{X}$  является эффективной оценкой для m в классе линейных оценок.

Доказательство. 1. Линейная оценка имеет вид:

$$\hat{m}(\vec{X}) = \lambda_1 X_1 + \dots + \lambda_n X_n, \quad \lambda_j \in \mathbb{R}$$

2. Так как оценка должна быть несмещенной

$$M[\hat{m}(\vec{X})] = M[\sum_{i=1}^{n} \lambda_i X_i] = \sum_{i=1}^{n} \lambda_i M X_i = \sum_{i=1}^{m} \lambda_i m = m \sum_{i=1}^{n} \lambda_i$$

Требуется  $M[\hat{m}(\vec{X})] = m \Longrightarrow \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$ . Подберем в линейной оценке  $\hat{m}(\vec{X}) = \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i$  параметр  $\lambda_i$  так, чтобы  $D[\hat{m}(\vec{X})]$  было минимальным среди значений дисперсии всевозможных линейных оценок.

$$D[\hat{m}] = D[\sum_{i=1}^{n} \lambda_i X_i] = |X_i| = \sum_{i=1}^{n} \lambda_i^2 DX_i = \sigma_i^2 \sum_{i=1}^{n} \lambda_i^2$$

Поиск условий экстремума.

$$\begin{cases} f(\lambda_1 \dots, \lambda_n) = \sum_{i=1}^n \lambda_i^2 \longrightarrow min \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \end{cases}$$

Составим функцию Лагранжа

$$L(\lambda_1,\ldots,\lambda_n,\mu)=f(\lambda_1,\ldots,\lambda_n)\cdot\mu(\sum_{i=1}^n\lambda_i-1)$$

Необходимое условие экстремума

Песоходимое условне экстремума 
$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \lambda_1} = 2\lambda_1 - \mu = 0 \\ \vdots \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda_n} = 2\lambda_n - \mu = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \mu} = -(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1) = 0 \end{cases}$$
 
$$\lambda_i = \frac{\mu}{2}, \quad i = \overline{1, n}.$$
 
$$\sum_{i=1}^n \frac{\mu}{2} = 1, \quad \frac{\mu n}{2} = 1 \Longrightarrow \mu = \frac{2}{n} \Longrightarrow \quad \lambda_i = \frac{1}{n}.$$

Можно, проверив достаточное условие экстремума, показать, что  $(\frac{1}{n}, \dots, \frac{1}{n})$  является условным минимумом  $f(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$  таким образом, линейная оценка с наименьшей дисперсией

$$\hat{m}(\vec{X}) = \sum_{i=1}^{n} \frac{1}{n} X_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i = \overline{X}$$

Соответствующее значение дисперсии

$$D[\hat{m}(\vec{X})]|_{(\lambda_1,\dots,\lambda_n)=(\frac{1}{n},\dots,\frac{1}{n})} = \sigma^2(\sum_{i=1}^n \lambda_i^2)|_{(\lambda_i=\frac{1}{n})} = \frac{\sigma^2}{n^2}$$

Единственность эффективной оценки. Пусть  $\hat{\theta_1}(\vec{X})$  и  $\hat{\theta_2}(\vec{X})$  — две эффективные оценки  $\theta$ . Тогда

$$\hat{\theta_1}(\vec{X}) = \hat{\theta_2}(\vec{X})$$

Доказательство. Рассмотрим оценку

$$\hat{\theta} = \frac{1}{2}[\hat{\theta_1} + \hat{\theta_2}]$$

 $M\hat{\theta}=M[\frac{1}{2}(\hat{\theta_1}+\hat{\theta_2})]=\frac{1}{2}[M\hat{\theta_1}+M\hat{\theta_2}]=|\hat{\theta_1}$  и  $\hat{\theta_2}$  эффективные, а следовательно несмещенные $|=\frac{1}{2}[\theta+\theta]=\theta$ , то есть  $\hat{\theta}$  так же является несмещенной оценкой для  $\theta$ .

$$D\hat{\theta}=\frac{1}{4}D[\hat{\theta_1}+\hat{\theta_2}]=\frac{1}{4}[D\hat{\theta_1}+D\hat{\theta_2}+2cov(\hat{\theta_1},\hat{\theta_2})]=|\text{обозначим }D\hat{\theta_1}=a^2=D\hat{\theta_2}|=\frac{1}{2}[a^2+cov(\hat{\theta_1},\hat{\theta_2})]$$
 (\*)

$$|cov(\hat{\theta_1}, \hat{\theta_2})| \le \sqrt{D\hat{\theta_1}D\hat{\theta_2}} = a^2$$

Таким образом,  $D\hat{\theta} \le |\text{cm.}(*)| \le \frac{1}{2}[a^2 + a^2] = a^2.(**)$ 

 $\hat{\theta}$  – несмещенная оценка для  $\theta$ , а  $\hat{\theta_1}, \hat{\theta_2}$  эффективные оценки  $\Longrightarrow D\hat{\theta_1} = D\hat{\theta_2} \leq D\hat{\theta}$ . С учетом (\*\*)  $D\hat{\theta} = a^2$ .

Из (\*) вытекает, что  $a^2=\frac{1}{2}[a^2+cov(\hat{\theta_1},\hat{\theta_2})]\Longrightarrow cov(\hat{\theta_1},\hat{\theta_2})=a^2$ , т.е.  $cov(\hat{\theta_1},\hat{\theta_2})=\sqrt{D\hat{\theta_1}D\hat{\theta_2}}\Longrightarrow$  |по свойству ковариации|  $\Longrightarrow\hat{\theta_1}$  и  $\hat{\theta_2}$  связаны положительной линейной зависимостью, то есть  $\hat{\theta_1}=k\hat{\theta_2}+b(k>0)(^{***})$  Из (\*\*\*) следует, что  $D\hat{\theta_1}=k^2D\hat{\theta_2}\Longrightarrow k^2=1\Longrightarrow k=1$ . Тогда  $\hat{\theta_1}=\hat{\theta_2}+b\Longrightarrow M\hat{\theta_1}=M\hat{\theta_2}+b\Longrightarrow b=0$ . Таким образом,  $\hat{\theta_1}=\hat{\theta_2}$ .

Пусть

- X непрерывная случайная величина
- $f(t,\theta)$  функция плотности распределения вероятностей случайной величины X
- ullet  $X=(X_1,\ldots,X_n)$  случайная выборка из генеральной совокупности X

Тогда функция плотности распределения случайного вектора  $\vec{X}$ :

$$f_{\widetilde{X}}(t_1,\ldots,t_n,\theta)=f(t_1,\theta) \cdot \cdots \cdot f(t_n,\theta)$$

Обозначим  $(t_1,\ldots,t_n)=\vec{T}$ .

**Определение 5.6.** Величина  $I(\theta) = M\{ [\frac{\partial lnf(T,\theta)}{\partial \theta}]^2 \}$  называется количеством информации по Фишеру(в серии из n наблюдений).

**Замечание.** Ниже иногда будет нужно дифференцировать по параметру под знаком интеграла:

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \int_{G} \phi(\vec{T}, \theta) d\vec{T} = \int_{G} \frac{\partial \phi(\vec{T}, \theta)}{\partial \theta} d\vec{T}$$

Параметрические модели, для которых справедлив такой переход, будем называть регулярными.

# Неравенство Рао-Крамера. Пусть

- 1. рассматривается регулярная модель
- 2.  $\hat{\theta}(X)$  несмещенная точечная оценка параметра  $\theta$  закона распределения случайной величины X

Тогда

$$D\hat{\theta}(\vec{X}) \ge \frac{1}{I(\theta)},$$

 $rde\ I(\theta)$  – количество информации по Фишеру.

**Определение 5.6.** Величина  $I(\theta) = M\{ [\frac{\partial ln f(T,\theta)}{\partial \theta}]^2 \}$  называется количеством информации по Фишеру(в серии из n наблюдений).

**Замечание.** Ниже иногда будет нужно дифференцировать по параметру под знаком интеграла:

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \int_{G} \phi(\vec{T}, \theta) d\vec{T} = \int_{G} \frac{\partial \phi(\vec{T}, \theta)}{\partial \theta} d\vec{T}$$

Параметрические модели, для которых справедлив такой переход, будем называть регулярными.

# Неравенство Рао-Крамера. Пусть

- 1. рассматривается регулярная модель
- 2.  $\hat{\theta}(X)$  несмещенная точечная оценка параметра  $\theta$  закона распределения случайной величины X

Тогда

$$D\hat{\theta}(\vec{X}) \ge \frac{1}{I(\theta)},$$

где  $I(\theta)$  – количество информации по Фишеру.

Доказать, что выборочное среднее является эффективной оценкой для m в классе линейных оценок. Пусть X – случайная величина,  $\exists MX = m, \quad \exists DX = \sigma^2, \ mak$  что выборочное среднее  $\overline{X}$  является эффективной оценкой для m в классе линейных оценок.

Доказательство. 1. Линейная оценка имеет вид:

$$\hat{m}(\vec{X}) = \lambda_1 X_1 + \dots + \lambda_n X_n, \quad \lambda_j \in \mathbb{R}$$

2. Так как оценка должна быть несмещенной

$$M[\hat{m}(\vec{X})] = M[\sum_{i=1}^{n} \lambda_i X_i] = \sum_{i=1}^{n} \lambda_i M X_i = \sum_{i=1}^{m} \lambda_i m = m \sum_{i=1}^{n} \lambda_i$$

Требуется  $M[\hat{m}(\vec{X})] = m \Longrightarrow \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$ . Подберем в линейной оценке  $\hat{m}(\vec{X}) = \sum_{i=1}^n \lambda_i x_i$  параметр  $\lambda_i$  так, чтобы  $D[\hat{m}(\vec{X})]$  было минимальным среди значений дисперсии всевозможных линейных оценок.

$$D[\hat{m}] = D[\sum_{i=1}^{n} \lambda_i X_i] = |X_i| = \sum_{i=1}^{n} \lambda_i^2 DX_i = \sigma_i^2 \sum_{i=1}^{n} \lambda_i^2$$

Поиск условий экстремума.

$$\begin{cases} f(\lambda_1 \dots, \lambda_n) = \sum_{i=1}^n \lambda_i^2 \longrightarrow min \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \end{cases}$$

Составим функцию Лагранжа

$$L(\lambda_1,\ldots,\lambda_n,\mu)=f(\lambda_1,\ldots,\lambda_n)\cdot\mu(\sum_{i=1}^n\lambda_i-1)$$

Необходимое условие экстремума

Песоходимое условне экстремума 
$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \lambda_1} = 2\lambda_1 - \mu = 0 \\ \vdots \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda_n} = 2\lambda_n - \mu = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \mu} = -(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1) = 0 \end{cases}$$
 
$$\lambda_i = \frac{\mu}{2}, \quad i = \overline{1, n}.$$
 
$$\sum_{i=1}^n \frac{\mu}{2} = 1, \quad \frac{\mu n}{2} = 1 \Longrightarrow \mu = \frac{2}{n} \Longrightarrow \quad \lambda_i = \frac{1}{n}.$$

Можно, проверив достаточное условие экстремума, показать, что  $(\frac{1}{n}, \dots, \frac{1}{n})$  является условным минимумом  $f(\lambda_1, \dots, \lambda_n)$  таким образом, линейная оценка с наименьшей дисперсией

$$\hat{m}(\vec{X}) = \sum_{i=1}^{n} \frac{1}{n} X_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i = \overline{X}$$

Соответствующее значение дисперсии

$$D[\hat{m}(\vec{X})]|_{(\lambda_1,\dots,\lambda_n)=(\frac{1}{n},\dots,\frac{1}{n})} = \sigma^2(\sum_{i=1}^n \lambda_i^2)|_{(\lambda_i=\frac{1}{n})} = \frac{\sigma^2}{n^2}$$

Единственность эффективной оценки. Пусть  $\hat{\theta_1}(\vec{X})$  и  $\hat{\theta_2}(\vec{X})$  — две эффективные оценки  $\theta$ . Тогда

$$\hat{\theta_1}(\vec{X}) = \hat{\theta_2}(\vec{X})$$

Доказательство. Рассмотрим оценку

$$\hat{\theta} = \frac{1}{2}[\hat{\theta_1} + \hat{\theta_2}]$$

 $M\hat{\theta} = M[\frac{1}{2}(\hat{\theta_1} + \hat{\theta_2})] = \frac{1}{2}[M\hat{\theta_1} + M\hat{\theta_2}] = |\hat{\theta_1}$  и  $\hat{\theta_2}$  эффективные, а следовательно несмещенные $|\hat{\theta_2}| = \frac{1}{2}[\theta + \theta] = \theta$ , то есть  $\hat{\theta}$  так же является несмещенной оценкой для  $\theta$ .

$$D\hat{\theta}=\frac{1}{4}D[\hat{\theta_1}+\hat{\theta_2}]=\frac{1}{4}[D\hat{\theta_1}+D\hat{\theta_2}+2cov(\hat{\theta_1},\hat{\theta_2})]=|\text{обозначим }D\hat{\theta_1}=a^2=D\hat{\theta_2}|=\frac{1}{2}[a^2+cov(\hat{\theta_1},\hat{\theta_2})]$$
 (\*)

$$|cov(\hat{\theta_1}, \hat{\theta_2})| \le \sqrt{D\hat{\theta_1}D\hat{\theta_2}} = a^2$$

Таким образом,  $D\hat{\theta} \leq |\text{cm.}(*)| \leq \frac{1}{2}[a^2 + a^2] = a^2.(**)$ 

 $\hat{\theta}$  – несмещенная оценка для  $\theta$ , а  $\hat{\theta_1}, \hat{\theta_2}$  эффективные оценки  $\Longrightarrow D\hat{\theta_1} = D\hat{\theta_2} \le D\hat{\theta}$ . С учетом (\*\*)  $D\hat{\theta} = a^2$ .

Из (\*) вытекает, что  $a^2=\frac{1}{2}[a^2+cov(\hat{\theta_1},\hat{\theta_2})]\Longrightarrow cov(\hat{\theta_1},\hat{\theta_2})=a^2$ , т.е.  $cov(\hat{\theta_1},\hat{\theta_2})=\sqrt{D\hat{\theta_1}D\hat{\theta_2}}\Longrightarrow$  |по свойству ковариации|  $\Longrightarrow\hat{\theta_1}$  и  $\hat{\theta_2}$  связаны положительной линейной зависимостью, то есть  $\hat{\theta_1}=k\hat{\theta_2}+b(k>0)(***)$  Из (\*\*\*) следует, что  $D\hat{\theta_1}=k^2D\hat{\theta_2}\Longrightarrow k^2=1\Longrightarrow k=1$ . Тогда  $\hat{\theta_1}=\hat{\theta_2}+b\Longrightarrow M\hat{\theta_1}=M\hat{\theta_2}+b\Longrightarrow b=0$ . Таким образом,  $\hat{\theta_1}=\hat{\theta_2}$ .

Пусть

- X непрерывная случайная величина
- $f(t,\theta)$  функция плотности распределения вероятностей случайной величины X
- ullet  $X=(X_1,\ldots,X_n)$  случайная выборка из генеральной совокупности X

Тогда функция плотности распределения случайного вектора  $\vec{X}$ :

$$f_X(t_1,\ldots,t_n,\theta) = f(t_1,\theta) \cdot \cdots \cdot f(t_n,\theta)$$

Обозначим  $(t_1, \ldots, t_n) = \vec{T}$ .

Требуется оценить значение вектора Өп

**Определение 5.1.** Точечной оценкой параметра  $\theta$  называется статистика  $\hat{\theta}(\vec{X})$ , выборочное значение которой принимается в качестве значения параметра  $\theta$ :  $\theta := \hat{\theta}(\vec{X})$ .

Качество используемой точечной оценки  $\hat{\theta}(\vec{X})$  параметра  $\theta$  характеризуют следующие свойства:

- 1. несмещенность
- 2. состоятельность
- 3. эффективность

Пусть

- 1. X случайная величина, закон распределения которой известен с точностью до вектора  $\vec{\theta} = (\theta_1, \dots, \theta_r)$  неизвестных параметров
- 2. У случайной величины X  $\exists r$  первых моментов

Для построения точечных оценок параметров  $\theta_1, \dots, \theta_r$  с использованием метода моментов необходимо сделать следующее:

1. найти выражения для г первых моментов теоретических моментов случайной величины X (так как функция распределения случайной величины X зависит от параметров  $\theta_1, \ldots, \theta_r$ , то и теоретические моменты также будут зависеть от этих параметров):

$$m_1(\theta_1, \dots, \theta_r) = M[X]$$
  
 $\vdots$   
 $m_n(\theta_1, \dots, \theta_r) = M[X^r]$ 

2. Нужно приравнять выражения для теоретических моментов к их выборочным

$$\begin{cases} m_1(\theta_1, \dots, \theta_r) &= \hat{m}(\vec{X}) \\ \vdots \\ m_r(\theta_1, \dots, \theta_r) &= \hat{m_r}(\vec{X}) \end{cases}$$

Решаем полученную систему относительно неизвестных нараметров:

$$\left\{ \begin{array}{ll} \theta_1 & = & \hat{\theta(X)} \\ \vdots & & \\ \theta_r & = & \hat{\theta_r(X)} \end{array} \right.$$

Пример 3.  $X \sim Exp(\lambda, \alpha)$ 

$$f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda(x-\alpha)} & ecnu \ x > \alpha \\ 0 & unaue \end{cases}$$

Найдем точечные моменты:

$$m_1 = MX = \alpha + \frac{1}{\lambda}, \quad m_2 = M[X^2] = DX = \frac{1}{\lambda^2}$$

Система: 
$$\begin{cases} m_1 &= \alpha + \frac{1}{\lambda} = \hat{m}_1(\vec{X}) = \overline{X} \\ m_2 &= \frac{1}{\lambda^2} = S^2(\vec{X}) = \hat{\nu}_2(\vec{X}) \\ \hat{\lambda}(\vec{X}) &= \frac{1}{S} = \frac{\sqrt{n-1}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2}} \\ \hat{\alpha}(\vec{X}) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \frac{1}{\sqrt{n-1}} \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2} \end{cases}$$

Требуется оценить значение вектора Өп

**Определение 5.1.** Точечной оценкой параметра  $\theta$  называется статистика  $\hat{\theta}(\vec{X})$ , выборочное значение которой принимается в качестве значения параметра  $\theta$ :  $\theta := \hat{\theta}(\vec{X})$ .

Качество используемой точечной оценки  $\hat{\theta}(\vec{X})$  параметра  $\theta$  характеризуют следующие свойства:

- 1. несмещенность
- 2. состоятельность
- 3. эффективность

Пусть

- 1. X случайная величина, закон распределения которой известен с точностью до вектора  $\vec{\theta} = (\theta_1, \dots, \theta_r)$  неизвестных параметров
- 2. У случайной величины X  $\exists r$  первых моментов

Для построения точечных оценок параметров  $\theta_1, \dots, \theta_r$  с использованием метода моментов необходимо сделать следующее:

1. найти выражения для г первых моментов теоретических моментов случайной величины X (так как функция распределения случайной величины X зависит от параметров  $\theta_1, \ldots, \theta_r$ , то и теоретические моменты также будут зависеть от этих параметров):

$$m_1(\theta_1, \dots, \theta_r) = M[X]$$
  
 $\vdots$   
 $m_n(\theta_1, \dots, \theta_r) = M[X^r]$ 

2. Нужно приравнять выражения для теоретических моментов к их выборочным

$$\begin{cases} m_1(\theta_1, \dots, \theta_r) &= \hat{m}(\vec{X}) \\ \vdots \\ m_r(\theta_1, \dots, \theta_r) &= \hat{m_r}(\vec{X}) \end{cases}$$

Решаем полученную систему относительно неизвестных нараметров:

$$\left\{ \begin{array}{ll} \theta_1 & = & \hat{\theta(X)} \\ \vdots & & \\ \theta_r & = & \hat{\theta_r(X)} \end{array} \right.$$

Пример 3.  $X \sim Exp(\lambda, \alpha)$ 

$$f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda(x-\alpha)} & ecnu \ x > \alpha \\ 0 & unaue \end{cases}$$

Найдем точечные моменты:

$$m_1 = MX = \alpha + \frac{1}{\lambda}, \quad m_2 = M[X^2] = DX = \frac{1}{\lambda^2}$$

Система: 
$$\begin{cases} m_1 &= \alpha + \frac{1}{\lambda} = \hat{m}_1(\vec{X}) = \overline{X} \\ m_2 &= \frac{1}{\lambda^2} = S^2(\vec{X}) = \hat{\nu}_2(\vec{X}) \\ \hat{\lambda}(\vec{X}) &= \frac{1}{S} = \frac{\sqrt{n-1}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2}} \\ \hat{\alpha}(\vec{X}) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \frac{1}{\sqrt{n-1}} \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \overline{X})^2} \end{cases}$$

Требуется оценить значение вектора Өп

**Определение 5.1.** Точечной оценкой параметра  $\theta$  называется статистика  $\hat{\theta}(\vec{X})$ , выборочное значение которой принимается в качестве значения параметра  $\theta$ :  $\theta := \hat{\theta}(\vec{X})$ .

Качество используемой точечной оценки  $\hat{\theta}(\vec{X})$  параметра  $\theta$  характеризуют следующие свойства:

- 1. несмещенность
- 2. состоятельность
- 3. эффективность

# 6.2 Метод максимального правдоподобия

Пусть X — случайная величина, закон распределения которой известен с точностью до вектора  $\hat{\theta} = (\theta_1, \dots, \theta_r)$  неизвестных параметров.

Требуется оценить (найти) значение вектора  $\theta$ .

**Определение 6.1.** Функцией правдоподобия, отвечающей случайной выборке  $\hat{X}(X_1,\ldots,X_n)$ , называется функция

$$L(\hat{X}, \hat{\theta}) = p(X_1, \hat{\theta}) \cdot \cdots \cdot p(X_n, \theta),$$

где

- $p(\vec{X_i,\theta}) = P\{X = X_i\}$ , если X дискретная случайная величина
- $p(X_i, \theta) = f(X_i, \theta)$ , где f плотность распределения непрерывной случайной величины X

В методе максимального правдоподобия в качестве точечной оценки вектора параметров  $\hat{\theta}$  используют то значение, которое доставляет функции правдоподобия максимальное значение. Таким образом, оценка максимального правдоподобия  $\forall x \in \chi_n \ L(\vec{X}, \hat{\theta}) \geq L(\vec{X}, \hat{\theta}), \ \vec{\theta} \in \Theta.$ 

$$\vec{\theta} = argmax_{\hat{\theta}} \vec{L}(\vec{X}, \vec{\theta})$$

Для построения точечной оценки необходимо решить задачу

$$L(\vec{X}, \theta) \longrightarrow max_{\theta} \in \Theta$$

вместо которой чаще решают задачу:

$$lnL(\vec{X}, \theta) \longrightarrow max_{\theta \in \Theta}$$

Если для функции lnL выполнены соответствующие условия, то для нахождения значения  $\hat{\theta}$  можно использовать систему уравнений:

$$\begin{cases} \frac{\partial lnL(\vec{X}, \theta)}{\partial \theta_1} = 0\\ \vdots\\ \frac{\partial lnL(\vec{X}, \theta)}{\partial \theta_r} = 0 \end{cases}$$

Требуется оценить значение вектора Өп

**Определение 5.1.** Точечной оценкой параметра  $\theta$  называется статистика  $\hat{\theta}(\vec{X})$ , выборочное значение которой принимается в качестве значения параметра  $\theta$ :  $\theta := \hat{\theta}(\vec{X})$ .

Качество используемой точечной оценки  $\hat{\theta}(\vec{X})$  параметра  $\theta$  характеризуют следующие свойства:

- 1. несмещенность
- 2. состоятельность
- 3. эффективность

# 6.2 Метод максимального правдоподобия

Пусть X — случайная величина, закон распределения которой известен с точностью до вектора  $\hat{\theta} = (\theta_1, \dots, \theta_r)$  неизвестных параметров.

Требуется оценить (найти) значение вектора  $\theta$ .

**Определение 6.1.** Функцией правдоподобия, отвечающей случайной выборке  $\hat{X}(X_1,\ldots,X_n)$ , называется функция

$$L(\hat{X}, \hat{\theta}) = p(X_1, \hat{\theta}) \cdot \cdots \cdot p(X_n, \theta),$$

где

- $p(\vec{X_i,\theta}) = P\{X = X_i\}$ , если X дискретная случайная величина
- $p(X_i, \theta) = f(X_i, \theta)$ , где f плотность распределения непрерывной случайной величины X

В методе максимального правдоподобия в качестве точечной оценки вектора параметров  $\hat{\theta}$  используют то значение, которое доставляет функции правдоподобия максимальное значение. Таким образом, оценка максимального правдоподобия  $\forall x \in \chi_n \ L(\vec{X}, \hat{\theta}) \geq L(\vec{X}, \hat{\theta}), \ \vec{\theta} \in \Theta.$ 

$$\vec{\theta} = argmax_{\hat{\theta}} \vec{L}(\vec{X}, \vec{\theta})$$

Для построения точечной оценки необходимо решить задачу

$$L(\vec{X}, \theta) \longrightarrow max_{\theta} \in \Theta$$

вместо которой чаще решают задачу:

$$lnL(\vec{X}, \theta) \longrightarrow max_{\theta \in \Theta}$$

Если для функции lnL выполнены соответствующие условия, то для нахождения значения  $\hat{\theta}$  можно использовать систему уравнений:

$$\begin{cases} \frac{\partial lnL(\vec{X}, \theta)}{\partial \theta_1} = 0\\ \vdots\\ \frac{\partial lnL(\vec{X}, \theta)}{\partial \theta_r} = 0 \end{cases}$$

# Требуется оценить значение вектора Өп

Определение 7.1.  $\gamma$ — доверительным интервалом(доверительным интервалом уровня  $\gamma$ ) для параметра  $\theta$  называется пара статистик

$$\frac{\theta(\vec{X}), \overline{\theta(\vec{X})}, \text{ таких, что}}{P\{\theta \in (\theta(\vec{X}), \overline{\theta(\vec{X})})\} = \gamma}$$

Пусть

- $1. \ \theta$  неизвестный параметр закона распределения случайной величины X
- 2.  $g(\vec{X}, \theta)$  некоторая статистика

**Определение 7.2.** Статистику  $g(\vec{X}, \theta)$  будем называть центральной, если закон ее распределения не зависит от  $\theta$ , то есть

$$F_g(X,\theta) \equiv F_g(X),$$
где  $F_g$  – функция распределения случайной величины  $g$ 

# Общий алгоритм. Пусть

- 1. X случайная величина, закон распределения которой зависит от неизвестного параметра  $\theta$
- 2.  $g(\vec{X}, \theta)$  центральная статистика
- 3.  $g(X,\theta)$  является монотонно возрастающей с увеличением параметра  $\theta$
- 4.  $F_g(X,\theta)$  также монотонно возрастает с увеличением  $\theta$
- 5.  $\alpha_1 > 0, \alpha_2 > 0$  и таковы, что  $\alpha_1 + \alpha_2 = 1 \gamma$

$$\gamma = P\{q_{\alpha_1} < g(\vec{X}, \theta) < q_{1-\alpha_2}\} = |g$$
 монотонно возрастает с ростом  $\theta| = P\{g^{-1}(\vec{X}, q_{\alpha_1}) < \theta < g^{-1}(\vec{X}, q_{1-\alpha_2})\}.$ 

# Требуется оценить значение вектора Өп

Определение 7.1.  $\gamma$ — доверительным интервалом(доверительным интервалом уровня  $\gamma$ ) для параметра  $\theta$  называется пара статистик

$$\frac{\theta(\vec{X}), \overline{\theta(\vec{X})}, \text{ таких, что}}{P\{\theta \in (\theta(\vec{X}), \overline{\theta(\vec{X})})\} = \gamma}$$

Пусть

- $1. \ \theta$  неизвестный параметр закона распределения случайной величины X
- 2.  $g(\vec{X}, \theta)$  некоторая статистика

**Определение 7.2.** Статистику  $g(\vec{X}, \theta)$  будем называть центральной, если закон ее распределения не зависит от  $\theta$ , то есть

$$F_g(X,\theta) \equiv F_g(X),$$
где  $F_g$  – функция распределения случайной величины  $g$ 

# Общий алгоритм. Пусть

- 1. X случайная величина, закон распределения которой зависит от неизвестного параметра  $\theta$
- 2.  $g(\vec{X}, \theta)$  центральная статистика
- 3.  $g(X,\theta)$  является монотонно возрастающей с увеличением параметра  $\theta$
- 4.  $F_g(X,\theta)$  также монотонно возрастает с увеличением  $\theta$
- 5.  $\alpha_1 > 0, \alpha_2 > 0$  и таковы, что  $\alpha_1 + \alpha_2 = 1 \gamma$

$$\gamma = P\{q_{\alpha_1} < g(\vec{X}, \theta) < q_{1-\alpha_2}\} = |g$$
 монотонно возрастает с ростом  $\theta| = P\{g^{-1}(\vec{X}, q_{\alpha_1}) < \theta < g^{-1}(\vec{X}, q_{1-\alpha_2})\}.$ 

Требуется оценить значение вектора Өп

Определение 7.1.  $\gamma-$  доверительным интервалом(доверительным интервалом уровня  $\gamma$ ) для параметра  $\theta$  называется пара статистик

$$P\{\theta \in (\theta(\vec{X}), \overline{\theta(\vec{X})}, \text{ таких}, \text{ что}\}$$
  $P\{\theta \in (\theta(\vec{X}), \overline{\theta(\vec{X})})\} = \gamma$ 

Пусть

- $1. \ \theta$  неизвестный параметр закона распределения случайной величины X
- 2.  $g(\vec{X}, \theta)$  некоторая статистика

**Определение 7.2.** Статистику  $g(\vec{X}, \theta)$  будем называть центральной, если закон ее распределения не зависит от  $\theta$ , то есть

$$F_g(X,\theta) \equiv F_g(X)$$
, где  $F_g$  – функция распределения случайной величины  $g$ 

# Интервал для мат ожидания при известной дисперсии $T(\vec{X_n}) = \frac{d-\bar{X}}{\sigma} * \sqrt{n} \sim N(0,1)$

Пусть X – случайная величина, общий закон распределения которой известен, но неизвестны значения одного или нескольких параметров этого закона. Пусть  $\theta$  – неизвестный параметр закона распределения случайной величины X.

Требуется оценить значение вектора Өп

Определение 7.1.  $\gamma$ — доверительным интервалом(доверительным интервалом уровня  $\gamma$ ) для параметра  $\theta$  называется пара статистик

$$\underline{\theta(\vec{X})}, \overline{\theta(\vec{X})},$$
 таких, что  $P\{\theta \in (\theta(\vec{X}), \overline{\theta(\vec{X})})\} = \gamma$ 

Пусть

- 1.  $\theta$  неизвестный параметр закона распределения случайной величины X
- 2.  $q(\vec{X}, \theta)$  некоторая статистика

**Определение 7.2.** Статистику  $g(\vec{X}, \theta)$  будем называть центральной, если закон ее распределения не зависит от  $\theta$ , то есть

$$F_g(X,\theta) \equiv F_g(X)$$
, где  $F_g$  – функция распределения случайной величины  $g$ 

Интервал для мат ожидания при известной дисперсии  $T(\vec{X_n}) = \frac{d-\bar{X}}{\sigma} * \sqrt{n} \sim N(0,1)$ 

Требуется оценить значение вектора Өп

Определение 7.1.  $\gamma$ — доверительным интервалом(доверительным интервалом уровня  $\gamma$ ) для параметра  $\theta$  называется пара статистик

$$\frac{\theta(\vec{X})}{P\{\theta \in (\theta(\vec{X}), \overline{\theta(\vec{X})})\}} = \gamma$$

Пусть

- 1.  $\theta$  неизвестный параметр закона распределения случайной величины X
- 2.  $g(\vec{X}, \theta)$  некоторая статистика

**Определение 7.2.** Статистику  $g(\vec{X}, \theta)$  будем называть центральной, если закон ее распределения не зависит от  $\theta$ , то есть

$$F_g(X,\theta) \equiv F_g(X)$$
, где  $F_g$  – функция распределения случайной величины  $g$ 

Интервал для мат ожидания при неизвестной дисперсии  $T(\vec{X_n}) = \frac{d-\vec{X}}{S(\vec{X_n})} * \sqrt{n} \sim St(n-1)$ 

Пусть X — случайная величина, общий закон распределения которой известен, но неизвестны значения одного или нескольких параметров этого закона. Пусть  $\theta$  — неизвестный параметр закона распределения случайной величины X.

Требуется оценить значение вектора Өп

Определение 7.1.  $\gamma$ — доверительным интервалом (доверительным интервалом уровня  $\gamma$ ) для параметра  $\theta$  называется пара статистик

$$\dfrac{\theta(\vec{X}), \overline{\theta(\vec{X})}, \, \mathrm{таких}, \, \mathrm{что}}{P\{\theta \in (\theta(\vec{X}), \overline{\theta(\vec{X})})\} = \gamma}$$

Пусть

- 1.  $\theta$  неизвестный параметр закона распределения случайной величины X
- 2.  $g(\vec{X}, \theta)$  некоторая статистика

**Определение 7.2.** Статистику  $g(\vec{X}, \theta)$  будем называть центральной, если закон ее распределения не зависит от  $\theta$ , то есть

$$F_g(X,\theta) \equiv F_g(X)$$
, где  $F_g$  – функция распределения случайной величины  $g$ 

Интервал для мат ожидания при неизвестной дисперсии  $T(\vec{X_n}) = \frac{d-\vec{X}}{S(\vec{X_n})} * \sqrt{n} \sim St(n-1)$ 

Требуется оценить значение вектора Өп

Определение 7.1. у – доверительным интервалом (доверительным интервалом уровня  $\gamma$ ) для параметра  $\theta$  называется пара статистик

$$\frac{\theta(\vec{X}), \overline{\theta(\vec{X})}, \text{ таких, что}}{P\{\theta \in (\theta(\vec{X}), \overline{\theta(\vec{X})})\} = \gamma}$$

Пусть

- $1. \ \theta$  неизвестный параметр закона распределения случайной величины X
- 2.  $q(X,\theta)$  некоторая статистика

**Определение 7.2.** Статистику  $g(\vec{X}, \theta)$  будем называть центральной, если закон ее распределения не зависит от  $\theta$ , то есть

 $F_q(X,\theta) \equiv F_q(X)$ , где  $F_q$  – функция распределения случайной величины gИнтервал для дисперсии при известном мат ожидании

$$T(\vec{X}_n) = \frac{n\hat{\sigma}^2(\vec{X}_n)}{\sigma^2} \sim \chi^2(n)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{2} \nabla^n (\mathbf{Y}_n + \mathbf{J}_n)^2$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (X_k - d)^2$$

Интервал для дисперсии при неизвестном мат ожидании

$$T(\vec{X}_n) = \frac{n\hat{\sigma}^{*2}(\vec{X}_n)}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$$
$$\hat{\sigma}^{*2} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{n} (X_k - \bar{X})^2$$

Требуется оценить значение вектора Өп

Определение 7.1.  $\gamma$ — доверительным интервалом(доверительным интервалом уровня  $\gamma$ ) для параметра  $\theta$  называется пара статистик

$$\underbrace{\theta(\vec{X})}_{P\{\theta \in (\theta(\vec{X}), \overline{\theta(\vec{X})})\}} = \gamma$$

Пусть

- 1. θ неизвестный параметр закона распределения случайной величины X
- 2.  $g(\vec{X}, \theta)$  некоторая статистика

**Определение 7.2.** Статистику  $g(\vec{X}, \theta)$  будем называть центральной, если закон ее распределения не зависит от  $\theta$ , то есть

 $F_g(X,\theta) \equiv F_g(X)$ , где  $F_g$  — функция распределения случайной величины g Интервал для дисперсии при известном мат ожидании

$$T(\vec{X}_n) = \frac{n\hat{\sigma}^2(\vec{X}_n)}{\sigma^2} \sim \chi^2(n)$$
$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (X_k - d)^2$$

Интервал для дисперсии при неизвестном мат ожидании

$$T(\vec{X}_n) = \frac{n\hat{\sigma}^{*2}(\vec{X}_n)}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$$
$$\hat{\sigma}^{*2} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (X_k - \bar{X})^2$$