

1 Неравенства Чебышева.

Первое неравенство Чебышева. Пусть

1. X – случайная величина
2. $X \geq 0$ (т.е. $P\{X < 0\} = 0$)
3. $\exists MX$

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

Доказательство. Для случая непрерывной случайной величины X (для случая дискретной случайной величины X доказательство аналогично)

$$MX = \int_{-\infty}^{+\infty} xf(x)dx = |X \geq 0| = \int_0^{+\infty} xf(x)dx = \int_0^{\varepsilon} xf(x)dx + \int_{\varepsilon}^{+\infty} xf(x)dx \geq \int_{\varepsilon}^{+\infty} xf(x)dx \geq$$

$$|x \in [\varepsilon, +\infty) \rightarrow x \geq \varepsilon| \geq \varepsilon \int_{\varepsilon}^{+\infty} f(x)dx \geq \varepsilon P\{x \geq \varepsilon\}$$
$$\int_{\varepsilon}^{+\infty} f(x)dx = P\{X \geq \varepsilon\}$$

Таким образом,

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

□

Второе неравенство Чебышева. Пусть

1. X – случайная величина
2. $\exists MX, \quad \exists DX$

Тогда $\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|X - MX| \geq \varepsilon\} \leq \frac{DX}{\varepsilon^2}$

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

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

$$DX = M[(X - MX)^2] = \delta P\{(X - MX)^2 \geq \delta\} = \varepsilon^2 P\{(X - MX)^2 \geq \varepsilon^2\} = \varepsilon^2 P\{|X - MX| \geq \varepsilon\}$$

$$\text{Таким образом, } DX \geq \varepsilon^2 P\{|X - MX| \geq \varepsilon\} \implies P\{|X - MX| \geq \varepsilon\} \leq \frac{DX}{\varepsilon^2}$$

□

2 Сходимость. Закон больших чисел.

Сходимость по вероятности и слабая сходимость для последовательности случайных величин. Закон больших чисел. Пусть X_1, \dots, X_n, \dots – последовательность случайных величин.

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

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

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

$$(\forall x_0 \in \mathbb{R})(F_Z(x) \text{ непрерывна в } x_0) \implies F_{X_n}(x_0) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} F_Z(x_0)$$

Закон больших чисел.

Определение 2.3. Говорят, что последовательность X_1, \dots, X_n, \dots удовлетворяет закону больших чисел, если

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

где $m_i = MX_i, \quad i \in N$

Закон больших чисел в форме Чебышева. Пусть

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

$$\forall c > 0 \quad \sigma_i^2 \leq c, \quad i \in N$$

Тогда последовательность X_1, \dots, X_n, \dots удовлетворяет закону больших чисел.

Доказательство. 1. Рассмотрим

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

Тогда

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

$$D[\overline{X}_n] = D\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] = \frac{1}{n^2} D\left[\sum_{i=1}^n X_i\right] = \frac{1}{n^2} DX_i = \frac{1}{n^2} \sigma_i^2$$

2. Применим к случайной величине \overline{X}_n второе неравенство Чебышева

$$P\{|\overline{X}_n - M\overline{X}_n| \geq \varepsilon\} \leq \frac{D\overline{X}_n}{\varepsilon^2}$$

Таким образом,

$$P\left\{\left|\overline{X}_n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i\right| \geq \varepsilon\right\} \leq \frac{1}{\varepsilon^2 n^2} \sum_{i=1}^n \sigma_i^2$$

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

$$0 \leq P\left\{\left|\overline{X}_n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i\right| \geq \varepsilon\right\} \leq \frac{c}{\varepsilon^2 n^2} \cdot n = \frac{c}{\varepsilon^2 n}$$

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

$$P\{|\overline{X}_n - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i| \geq \varepsilon\} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$$

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

Следствие 1. Пусть

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

Тогда

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

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. \square

Следствие 2. Закон больших чисел в форме Бернулли.

Пусть

1. проводится n испытаний по схеме Бернулли с вероятностью успеха p
2. $r_n = \frac{\text{количество наступлений успеха}}{n}$ – относительная (наблюдённая) частота успеха

Тогда

$$r_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{P} p$$

Доказательство. 1. Введем случайные величины $X_i, \quad i = \overline{1, n}$,

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

Тогда

- Закон распределения X_i

X_i	0	1
p	q	p

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

- $DX_i \equiv pq \implies$ ограничены в совокупности
- X_i независимы, так как отдельные испытания в схеме испытаний Бернулли независимы

2. Таким образом, последовательность X_1, \dots, X_n, \dots удовлетворяет следствию 1 из теоремы Чебышева и для нее справедливо

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

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P\{|r_n - p| \geq \varepsilon\} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0, \text{ то есть } r_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{P} p$$

\square

3 Центральная предельная теорема

Пусть выполнены следующие 3 условия:

1. X_1, \dots, X_n, \dots – 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

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

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 $n \rightarrow \infty$ слабо сходится к случайной величине Z , имеющей стандартное нормальное распределение, то есть

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

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

1. проводится большое число испытаний по схеме Бернулли с вероятностью успеха p
2. k – число успехов в этой серии

Тогда

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

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

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

Тогда

- Случайные величины X_1, \dots, X_n, \dots независимы
 - $MX_i = p, \quad DX_i = pq, \quad i \in N$
 - X_i одинаково распределены
2. $P\{k_1 \leq k \leq k_2\} = P\{k_1 \leq \sum_{i=1}^n X_i \leq k_2\} = P\{\frac{k_1}{n} - p \leq \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - p \leq \frac{k_2}{n} - p\} =$
 $P\{\frac{k_1/n - p}{\sqrt{\frac{pq}{n}}} \leq \frac{\overline{X}_n - p}{\sqrt{\frac{pq}{n}}} \leq \frac{k_2/n - p}{\sqrt{\frac{pq}{n}}}\} \approx \Phi(x_2) - \Phi(x_1)$

□

4 Математическая статистика

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 n 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 $(x_{(1)}, \dots, x_{(n)})$, где $x_{(1)}, \dots, x_{(n)}$ – 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} объёма n из совокупности X :

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

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

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

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

Определение 4.6. Любую функцию $g(\vec{X})$ случайной выборки \vec{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

$$\hat{\nu}_k(\vec{X}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^k$$

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

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

Определение 4.10. Выборочной дисперсией называют статистику

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

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

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

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

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

где

- $\vec{X}_n = (X_1, \dots, X_n)$ — случайная выборка;
- $\vec{x} = (x_1, \dots, x_n)$ — реализация случайной выборки \vec{X}_n ;
- $n(x, \vec{x})$ — 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 :

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

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

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

\square

Определение 4.13. Интервальным статистическим рядом называют таблицу:

J_1	\dots	J_m
n_1	\dots	n_m

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

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

$$f_n(x) = \begin{cases} \frac{n_i}{n\Delta}, & x \in J_i, i = \overline{1, m}; \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases}, \quad \text{где}$$

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

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

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

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

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

- m — количество полуинтервалов интервала $J = [x_{(1)}, x_{(n)}]$;
- Δ — 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 , $i = \overline{1, m}$;
- n — количество элементов в выборке.

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

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

5 Точечные оценки.

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

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

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

1. несмещаемость
2. состоятельность
3. эффективность

Определение 5.2. Оценка $\hat{\theta}(\vec{x})$ параметра θ называется несмещенной, если

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

Доказать, что выборочная дисперсия является смещённой оценкой дисперсии.

Доказательство. • X — случайная величина

$$\bullet \sigma^2 = DX$$

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

$$\begin{aligned} M[\hat{\sigma}^2(\vec{X})] &= M\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2\right] = \frac{1}{n} M\left[\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2\right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n M[(X_i - \bar{X})^2] = \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n M\left[(X_i - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_j)^2\right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n M\left[\left((X_i - m) - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (X_j - m)\right)^2\right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n M\left[(X_i - m)^2 - \frac{2}{n} \sum_{j=1}^n (X_i - m)(X_j - m) + \frac{1}{n^2} \left(\sum_{j=1}^n (X_j - m)\right)^2\right] = \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left\{ M[(X_i - m)^2] - \frac{2}{n} \sum_{j=1}^n M[(X_i - m)(X_j - m)] + \frac{1}{n^2} \sum_{j=1}^n M[(X_j - m)^2] + \frac{1}{n^2} \sum_{j,k=1, k \neq j}^n M[(X_k - m)(X_j - m)] \right\} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left\{ \sigma^2 - \frac{2}{n} \sigma^2 + \frac{1}{n^2} \sum_{j=1}^n \sigma^2 \right\} = \frac{1}{n} \cdot n \left\{ \sigma^2 - \frac{2}{n} \sigma^2 + \frac{1}{n} \sigma^2 \right\} = \sigma^2 - \frac{1}{n} \sigma^2 = \sigma^2 \left(1 - \frac{1}{n}\right) = \sigma^2 \frac{n-1}{n} \neq \sigma^2 \quad \square \end{aligned}$$

Определение 5.3. Статистику $S^2(\vec{X})$ называется исправленной выборочной дисперсией и равна

$$S^2(\vec{X}) = \frac{n}{n-1} \hat{\sigma}^2(\vec{X}) = M[S^2] = M\left[\frac{n}{n-1} \sigma^2\right] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \frac{n}{n-1} M[\hat{\sigma}^2] = \frac{n}{n-1} \cdot \frac{n-1}{n} \cdot \sigma^2 = \sigma^2,$$

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

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

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

где n – объем выборки.

Замечание. Условие из определения можно записать в виде:

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

Пример 1. Пусть X – случайная величина, $EX = m$.

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

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

$$\bar{X} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{P} m$$

Пример 2. Пусть

1. $X \sim N(m, \sigma^2)$, m и σ^2 неизвестны
2. $\hat{m}(\vec{X}) = X_1$ – результат наблюдения – точечная оценка для m

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

Зафиксируем $\varepsilon > 0$

$$P\{|\hat{m}(\vec{X}) - m| < \varepsilon\} = P\{|X_1 - m| < \varepsilon\} = P\{m - \varepsilon < X_1 < m + \varepsilon\} = \Phi_0\left(\frac{m + \varepsilon - m}{\sigma}\right) - \Phi_0\left(\frac{m - \varepsilon - m}{\sigma}\right) = 2\Phi_0\left(\frac{\varepsilon}{\sigma}\right) \neq 1, \text{ если } \frac{\varepsilon}{\sigma} \neq +\infty.$$

$$\text{Тогда } P\{|\hat{m}(\vec{X}) - m| < \varepsilon\} \not\xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 1.$$

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

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

Замечание. Иногда говорят об эффективной оценке в классе оценок Θ .

Если Θ – некоторое множество несмещенных оценок для θ , то оценка $\hat{\theta} \in \Theta$ называется эффективной оценкой для θ в классе Θ , если $\hat{\theta}$ обладает наименьшей дисперсией среди всех оценок класса Θ .

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

Доказать, что выборочное среднее является эффективной оценкой для m в классе линейных оценок. Пусть X – случайная величина, $EX = m$, $DX = \sigma^2$, так что выборочное среднее \bar{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

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

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

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

Поиск условий экстремума.

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

Составим функцию Лагранжа

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

Необходимое условие экстремума

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \lambda_1} = 2\lambda_1 - \mu = 0 \\ \vdots \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda_n} = 2\lambda_n - \mu = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \mu} = -(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1) = 0 \end{cases}$$

$$\lambda_i = \frac{\mu}{2}, \quad i = \overline{1, n}.$$

$$\sum_{i=1}^n \frac{\mu}{2} = 1, \quad \frac{\mu n}{2} = 1 \implies \mu = \frac{2}{n} \implies \lambda_i = \frac{1}{n}.$$

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

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

Соответствующее значение дисперсии

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

□

Единственность эффективной оценки. Пусть $\hat{\theta}_1(\vec{X})$ и $\hat{\theta}_2(\vec{X})$ – две эффективные оценки θ . Тогда

$$\hat{\theta}_1(\vec{X}) = \hat{\theta}_2(\vec{X})$$

Доказательство. Рассмотрим оценку

$$\hat{\theta} = \frac{1}{2}[\hat{\theta}_1 + \hat{\theta}_2]$$

$M\hat{\theta} = M[\frac{1}{2}(\hat{\theta}_1 + \hat{\theta}_2)] = \frac{1}{2}[M\hat{\theta}_1 + M\hat{\theta}_2] = |\hat{\theta}_1 \text{ и } \hat{\theta}_2 \text{ эффективные, а следовательно несмещенные}| = \frac{1}{2}[\theta + \theta] = \theta$, то есть $\hat{\theta}$ так же является несмещенной оценкой для θ .

$$D\hat{\theta} = \frac{1}{4}D[\hat{\theta}_1 + \hat{\theta}_2] = \frac{1}{4}[D\hat{\theta}_1 + D\hat{\theta}_2 + 2cov(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)] = |\text{обозначим } D\hat{\theta}_1 = a^2 = D\hat{\theta}_2| \\ = \frac{1}{2}[a^2 + cov(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)] \quad (*)$$

$$|cov(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)| \leq \sqrt{D\hat{\theta}_1 D\hat{\theta}_2} = a^2$$

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

$\hat{\theta}$ – несмещенная оценка для θ , а $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2$ эффективные оценки $\implies D\hat{\theta}_1 = D\hat{\theta}_2 \leq D\hat{\theta}$. С учетом (**) $D\hat{\theta} = a^2$.

Из (*) вытекает, что $a^2 = \frac{1}{2}[a^2 + cov(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2)] \implies cov(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2) = a^2$, т.е. $cov(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2) = \sqrt{D\hat{\theta}_1 D\hat{\theta}_2} \implies$ |по свойству ковариации| $\implies \hat{\theta}_1$ и $\hat{\theta}_2$ связаны положительной линейной зависимостью, то есть $\hat{\theta}_1 = k\hat{\theta}_2 + b (k > 0)$ (***)

Из (***) следует, что $D\hat{\theta}_1 = k^2 D\hat{\theta}_2 \implies k^2 = 1 \implies k = 1$. Тогда $\hat{\theta}_1 = \hat{\theta}_2 + b \implies M\hat{\theta}_1 = M\hat{\theta}_2 + b \implies b = 0$.

Таким образом, $\hat{\theta}_1 = \hat{\theta}_2$. □

Пусть

- X – непрерывная случайная величина
- $f(t, \theta)$ – функция плотности распределения вероятностей случайной величины X
- $\vec{X} = (X_1, \dots, X_n)$ – случайная выборка из генеральной совокупности X

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

$$f_{\vec{X}}(t_1, \dots, t_n, \theta) = f(t_1, \theta) \cdot \dots \cdot f(t_n, \theta)$$

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

Определение 5.6. Величина $I(\theta) = M\{[\frac{\partial \ln f(\vec{T}, \theta)}{\partial \theta}]^2\}$ 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. $\hat{\theta}(\vec{X})$ – несмещенная точечная оценка параметра θ закона распределения случайной величины X

Тогда

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

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

Доказательство. 1. Обозначим: $G = \{t \in \mathbb{R} : f(t, \theta) > 0\}$

Тогда

$$\int_{\mathbb{R}^n} f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta) d\vec{T} = \int_{G^n} f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta) d\vec{T} = 1$$

2. Продифференцируем подчеркнутое равенство по θ :

Правая часть: $\frac{\partial 1}{\partial \theta} = 0$

Линейная часть: $\frac{\partial}{\partial \theta} \int_G f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta) d\vec{T} = |\text{модель является регулярной}| = \int_G \frac{\partial f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta)}{\partial \theta} d\vec{T} =$
 $|\frac{\partial \ln y}{\partial \theta} = \frac{1}{y} \frac{\partial y}{\partial \theta} \implies \frac{\partial y}{\partial \theta} = y \frac{\partial \ln y}{\partial \theta}| = \int_G \frac{\partial \ln f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta)}{\partial \theta} = f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta) d\vec{T} = M[\frac{\partial \ln f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta)}{\partial \theta}] = 0(*)$

3. Так как $\hat{\theta}(\vec{X})$ - несмещенная оценка для θ , то $\theta = M[\hat{\theta}(\vec{X})] = \int_G \hat{\theta}(\vec{T}) f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta) d\vec{T}$

Продифференцируем полученное равенство по θ : Левая часть: $\frac{\partial \theta}{\partial \theta} = 1$

Правая часть: $\frac{\partial}{\partial \theta} \int_G \hat{\theta}(\vec{T}) f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta) d\vec{T} = |\text{модель является регулярной}| \int_G \hat{\theta}(\vec{T}) \frac{\partial f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta)}{\partial \theta} d\vec{T} = |\frac{\partial y}{\partial \theta} =$
 $y \frac{\partial \ln y}{\partial \theta}| = \int_G \hat{\theta}(\vec{T}) \frac{\partial \ln f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta)}{\partial \theta} f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta) d\vec{T} = M[\hat{\theta}(\vec{X}) \cdot \frac{\partial \ln f_{\vec{X}}(\vec{X}, \theta)}{\partial \theta}].$

Таким образом,

$$M[\hat{\theta}(\vec{X}) \frac{\partial \ln f_{\vec{X}}(\vec{X}, \theta)}{\partial \theta}] = 1 \quad (**)$$

4. Умножим обе части (*) на θ :

$$M[\frac{\partial \ln f_{\vec{X}}(\vec{X}, \theta)}{\partial \theta}] = 0 \quad (***)$$

Вычтем из (**) равенство (***):

$$M[\frac{\partial \ln f_{\vec{X}}(\vec{X}, \theta)}{\partial \theta} (\hat{\theta}(\vec{X}) - \theta)] = 1$$

Возведем обе части равенства в квадрат:

$$1 = \{M[\frac{\partial \ln f_{\vec{X}}(\vec{X}, \theta)}{\partial \theta} (\hat{\theta}(\vec{X}) - \theta)]\}^2 = \{\int_{G^n} \frac{\partial \ln f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta)}{\partial \theta} (\hat{\theta}(\vec{T}) - \theta) f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta) d\vec{T}\}^2 = \{(a(\vec{T}), b(\vec{T}))\}^2 \leq$$

$$(a(\vec{T}), a(\vec{T})) \cdot (b(\vec{T}), b(\vec{T})) = \int_{G^n} [\frac{\partial \ln f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta)}{\partial \theta}]^2 f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta) d\vec{T} \cdot \int_{G^n} (\hat{\theta} - \theta)^2 f_{\vec{X}}(\vec{T}, \theta) d\vec{T} =$$

$$M[(\frac{\partial \ln f_{\vec{X}}(\vec{X}, \theta)}{\partial \theta})^2] \cdot M[(\hat{\theta}(\vec{X}) - \theta)^2] = I(\theta) \cdot D[\hat{\theta}]$$

Таким образом,

$$1 \leq I(\theta) D(\hat{\theta}) \implies D(\hat{\theta}) \geq \frac{1}{I(\theta)}$$

□

Показать, что выборочное среднее является эффективной оценкой нормальной случайной величины при известной дисперсии. Пусть $X \sim N(\theta, \sigma^2)$, где θ неизвестно, σ^2 - известно. Показать, что $\hat{\theta}(\vec{X}) = \bar{X}$ является эффективной оценкой по Рао-Крамеру.

Доказательство.

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

$$D\hat{\theta} = D\bar{X} = D[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i] = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n DX_i = |X_i \sim X| = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sigma_i^2 = \frac{\sigma^2}{n}$$

$$I(\theta) = M[(\frac{\partial \ln f_{\vec{X}}(\vec{X}, \theta)}{\partial \theta})^2]$$

$$\begin{aligned}
f_{\vec{X}}(\vec{X}, \theta) &= f(X_1, \theta) \cdot \dots \cdot f(X_n, \theta) \\
f(X_i, \theta) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(X_i - \theta)^2}{2\sigma^2}}, \quad x \in \mathbb{R} \\
f_{\vec{X}}(\vec{X}, \theta) &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sigma^n} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \theta)^2} \\
\ln f_{\vec{X}}(\vec{X}, \theta) &= \ln\left(\frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sigma^n}\right) - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \theta)^2 \\
\left(\frac{\partial \ln f_{\vec{X}}}{\partial \theta}\right)^2 &= \frac{1}{\sigma^4} \left(\sum_{i=1}^n (X_i - \theta) + 2 \sum_{i=1}^n (X_i - \theta)(X_j - \theta)\right) \\
I(\theta) &= \frac{1}{\sigma^4} \left[M\left[\sum_{i=1}^n (X_i - \theta)^2\right] + 2 \sum_{i=1}^n M[(X_i - \theta)(X_j - \theta)]\right] = \frac{n}{\sigma^2} \\
D(\hat{\theta}) * I(\theta) &= \frac{\sigma^2}{n} \cdot \frac{n}{\sigma^2} = 1
\end{aligned}$$

□

6 Методы построения точечных оценок

6.1 Метод моментов

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 $\theta_1, \dots, \theta_n$ с использованием метода моментов необходимо сделать следующее:

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

$$m_1(\theta_1, \dots, \theta_r) = M[X]$$

\vdots

$$m_r(\theta_1, \dots, \theta_r) = M[X^r]$$

2. Нужно приравнять выражения для теоретических моментов к их выборочным аналогам:

$$\begin{cases} m_1(\theta_1, \dots, \theta_r) = \hat{m}_1(\vec{X}) \\ \vdots \\ m_r(\theta_1, \dots, \theta_r) = \hat{m}_r(\vec{X}) \end{cases}$$

Решаем полученную систему относительно неизвестных параметров:

$$\begin{cases} \theta_1 = \hat{\theta}_1(\vec{X}) \\ \vdots \\ \theta_r = \hat{\theta}_r(\vec{X}) \end{cases}$$

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

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

Найдем точечные моменты:

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

Система:

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

$$\hat{\alpha}(\vec{X}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \frac{1}{\sqrt{n-1}} \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}$$

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 θ .

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

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

где

- $p(X_i, \vec{\theta}) = P\{X = X_i\}$, если X – дискретная случайная величина
- $p(X_i, \vec{\theta}) = f(X_i, \vec{\theta})$, 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 $\forall x \in \chi_n \quad L(\vec{X}, \hat{\theta}) \geq L(\vec{X}, \vec{\theta}), \quad \vec{\theta} \in \Theta$.

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmax}_{\hat{\theta}} L(\vec{X}, \vec{\theta})$$

Для построения точечной оценки необходимо решить задачу

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

вместо которой чаще решают задачу:

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

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

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

7 Доверительные интервалы

Определение 7.1. γ -доверительным интервалом (доверительным интервалом уровня γ) для параметра θ называется пара статистик

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

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 θ , то есть

$$F_g(X, \theta) \equiv F_g(X), \text{ где } F_g - \text{функция распределения случайной величины } g$$

Общий алгоритм. Пусть

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

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

Частные случаи. $X \sim N(m, \sigma^2)$, где

- m – неизвестно
- σ^2 – известно

$g(\vec{X}, m) = \frac{m - \bar{X}}{\sigma} \sqrt{n} \sim N(0, 1)$, то есть $g(\vec{X}, m)$ – центральная статистика.

$$\alpha_1 = \alpha_2 = \frac{1-\gamma}{2} = |1 - \gamma = \alpha| = \frac{\alpha}{2}$$

$$\gamma = P\{-q_{1-\frac{\alpha}{2}} < g(\vec{X}, m) < q_{1-\frac{\alpha}{2}}\} = P\{-q_{1-\frac{\alpha}{2}} < \frac{m - \bar{X}}{\sigma} \sqrt{n} < q_{1-\frac{\alpha}{2}}\} = P\{\bar{X} - \frac{\sigma q_{1-\frac{\alpha}{2}}}{\sqrt{n}} < m < \bar{X} + \frac{\sigma q_{1-\frac{\alpha}{2}}}{\sqrt{n}}\}$$

Если известны оба параметра m и σ^2 , то при построении доверительных интервалов для этих параметров:

$$g(\vec{X}, m) = \frac{m - \bar{X}}{S(\vec{X})} \sqrt{(n)} \sim St(n-1)$$

$$g(\vec{X}, m) = \frac{S(\vec{X})^2}{\sigma^2} (n-1) \sim \chi^2(n-1)$$