

# Лекция 2. Статистики первого типа. Точечные оценки и их свойства

Грауэр Л.В., Архипова О.А.

CS center

Санкт-Петербург, 2015

# Содержание

- 1 Статистики первого типа
  - Статистики первого типа
  - Теоремы непрерывности
  - Предельное распределение статистик первого типа
- 2 Точечные оценки
  - Свойства точечных оценок
  - Методы построения точечных оценок
  - Неравенство Рао-Крамера

# Статистики

Рассмотрим генеральную совокупность  $\xi$  и выборку  $X_{[n]}$

## Определение 1

*Статистикой будем называть любую борелевскую функцию, заданную на выборочном пространстве,  $S(X_{[n]})$ .*

## Примеры

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

$$S(X_{[n]}) = \sup_x |F(x) - F_n^*(x)|$$

## Статистики первого типа

Рассмотрим функционал  $G(F)$ , заданный на множестве функций распределения:

$$G(F) = h \left( \int_{-\infty}^{\infty} g(x) dF(x) \right),$$

где  $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^m$  — заданная борелевская функция,  
 $h : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^l$  некоторая борелевская функция, непрерывная в точке  
 $a = \int_{-\infty}^{\infty} g(x) dF_{\xi}(x) \in \mathbb{R}^m$ .

Назовем статистику  $S(X_{[n]}) = G(F_n^*)$  *статистикой первого типа*.  
Таким образом,

$$S(X_{[n]}) = G(F_n^*) = h \left( \int_{-\infty}^{\infty} g(x) dF_n^*(x) \right) = h \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(X_i) \right).$$

# Примеры



$$a_k^* = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k$$

$$h(t) \equiv t, \quad g(x) = x^k, \quad G(F_n^*) = a_k^*$$



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

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - \bar{X}^2$$

$$h(t_1, t_2) \equiv t_2 - t_1^2, \quad g(x) = (g_1(x), g_2(x)) = (x, x^2)$$

## Теорема 1

Пусть  $S(X_{[n]}) = G(F_n^*)$  — статистика первого типа, тогда имеет место сходимость:

$$S(X_{[n]}) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{п.н.}} h(a) = G(F_\xi).$$

Пусть у  $\xi$  существует  $a_k = E\xi^k \in R$ , тогда

$$a_k^* \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{п.н.}} a_k.$$

Пусть у  $\xi$  существует  $a_k^0 = E(\xi - E\xi)^k \in R$ , тогда

$$a_k^{0*} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{п.н.}} a_k^0.$$

Рассмотрим случайный вектор  $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_m)^T$  с  $m$  компонентами.  
Пусть имеется выборка:

$$(X_1, X_2, \dots, X_n) = \begin{pmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1n} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{m1} & X_{m2} & \dots & X_{nm} \end{pmatrix}.$$

Рассмотрим компоненты  $\xi_k$  и  $\xi_l$ , им соответствуют элементы выборки:  
 $X_{k1}, \dots, X_{kn}$  и  $X_{l1}, \dots, X_{ln}$ .

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_{ki} X_{li} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{п.н.}} E(\xi_k \xi_l), \quad \bar{X}_k \bar{X}_l \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{п.н.}} E \xi_k E \xi_l,$$

тогда имеет место сходимость почти наверное для выборочного коэффициента корреляции:

$$\hat{\rho}(\xi_k \xi_l) = \frac{\widehat{\text{cov}}(\xi_k, \xi_l)}{\sqrt{s_k^2 s_l^2}} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{п.н.}} \rho(\xi_k \xi_l).$$

# Теоремы непрерывности

## Теорема 2

Пусть  $\eta$  — случайная величина, заданная на вероятностном пространстве  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ , последовательность случайных величин  $\{\eta_n\}$  также задана на  $(\Omega, \mathcal{F}, P)$ . Пусть борелевская функция  $H : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  непрерывна на борелевском множестве  $B \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$ ,  $P\{\eta \in B\} = 1$ , тогда справедливы утверждения:

① Если  $\{\eta_n\} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{п.н.}} \eta$ , тогда  $H(\eta_n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{п.н.}} H(\eta)$ .

② Если  $\{\eta_n\} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{P} \eta$ , тогда  $H(\eta_n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{P} H(\eta)$ .



### Теорема 3

Пусть борелевская функция  $H : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^k$  непрерывна на  $B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^m)$  и  $P\{\eta \in B\} = 1$ . Пусть  $\eta_n^T = (\eta_{1n}, \dots, \eta_{mn}) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \eta$ , тогда

$$H(\eta_n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} H(\eta).$$

## Теорема 4

Пусть последовательность случайных величин  $\eta_n$  сходится по распределению к случайной величине  $\eta$ ,  $\eta_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \eta$ . Пусть функция  $H: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  — борелевская функция. Числовая последовательность  $b_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} 0$ , причем  $b_n \neq 0$  для любого  $n$ . Тогда справедливы утверждения:

- ① Если функция  $H$  дифференцируема в точке  $a \in \mathbb{R}$ , то

$$\frac{H(a + b_n \eta_n) - H(a)}{b_n} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} H'(a) \eta.$$

- ② Если функция  $H$  дифференцируема в некоторой окрестности точки  $a$ ,  $H'(a) = 0$ , и существует  $H''(a)$ , то

$$\frac{H(a + b_n \eta_n) - H(a)}{b_n^2} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \frac{1}{2} H''(a) \eta^2.$$

Аналогичная теорема выполняется и для многомерного случая

# Предельное распределение статистик первого типа

Пусть задана статистика первого типа:

$$S(X_{[n]}) = G(F_n^*) = h \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(X_i) \right),$$

где  $G(F) = h \left( \int_{-\infty}^{\infty} g(x) dF(x) \right)$ ,  $\int_{-\infty}^{\infty} g(x) dF_{\xi}(x) = a \in \mathbb{R}^m$ , т. е.  
 $G(F_{\xi}) = h(a)$ .

## Теорема 5

Пусть имеется выборка  $X_{[n]}$  из генеральной совокупности  $\xi$  с функцией распределения  $F_\xi$  и  $S(X_{[n]}) = h\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(X_i)\right)$  — статистика I типа, борелевские функции  $h: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $g: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ , тогда справедливы утверждения:

- 1 Если существует  $h'(a)$ , то

$$\sqrt{n} (S(X_{[n]}) - h(a)) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} h'(a)\zeta,$$

где  $\zeta$  — случайная величина, распределенная нормально с параметрами  $(0, Dg(\xi))$ ,  $\zeta \sim N(0, \sqrt{Dg(\xi)})$ .

- 2 Если  $h'(a) = 0$  и существует  $h''(a)$ , то

$$n (S(X_{[n]}) - h(a)) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \frac{1}{2} h''(a) \zeta^2.$$

## Теорема 6

Пусть задана статистика  $l$  типа  $S(X_{[n]}) = h\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(X_i)\right)$  и борелевские функции  $h: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $g: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^m$ , тогда справедливы утверждения:

- ① Если существует  $h'(a) = \left(\frac{\partial h}{\partial t_1}, \dots, \frac{\partial h}{\partial t_m}\right) \Big|_{t=a}$ , где  $a = Eg(\xi) = (Eg_1(\xi), \dots, Eg_m(\xi))$ , то

$$\sqrt{n} (S(X_{[n]}) - h(a)) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} h'(a)\zeta^T,$$

где случайный вектор  $\zeta = (\zeta_1, \dots, \zeta_m)$  подчиняется многомерному нормальному распределению с параметрами  $(0, Dg(\xi))$ ,  $\zeta \sim N(0, \sqrt{Dg(\xi)})$ .

- ② Если  $h'(a) = 0$  и существует  $h''(a)$ , то

$$n (S(X_{[n]}) - h(a)) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \frac{1}{2} \zeta h''(a) \zeta^T.$$

## Пример

Рассмотрим  $\xi$ , для которой  $E\xi = \alpha > 0$ ,  $D\xi = \sigma^2$ .

Рассмотрим статистику  $1/\bar{X}$ .

Покажем, что  $1/\bar{X}$  — статистика первого типа.

$$h(t) = 1/t, \quad g(x) = x$$
$$1/\bar{X} = h\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(X_i)\right).$$

$$a = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) dF_{\xi}(x) = Eg(\xi) = E\xi = \alpha,$$

Тогда  $1/\bar{X} = h\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(x_i)\right)$  является статистикой первого типа.

Из теоремы 5 следует, что

$$\sqrt{n} \left( \frac{1}{\bar{X}} - \frac{1}{\alpha} \right) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \zeta \left( \frac{-1}{\alpha^2} \right) = -\zeta \frac{1}{\alpha^2}, \quad \text{где } \zeta \sim N(0, \sigma).$$

# Точечные оценки

Рассмотрим генеральную совокупность  $\xi$  и ее функцию распределения  $F_\xi(x; \theta)$ , где  $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_m)$  — неизвестные параметры в распределении случайной величины  $\xi$ .

По имеющейся выборке  $X_{[n]} = (X_1, \dots, X_n)$  необходимо построить оценку для этих параметров.

## Определение 2

*Пусть  $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}$ . Под оценкой понимается статистика  $\hat{\theta}(X_{[n]})$  такая, что получившееся значение можно рассматривать как точечную оценку параметра  $\theta$  ( $\hat{\theta}(X_{[n]}) \sim \theta$ ).*

# Пример

$$\xi \sim N(a, \sigma), \quad a \text{ неизвестно}$$

Возможные оценки параметра  $a$

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

$$\bar{X}_{0.1} = \frac{1}{[0.9n]} \sum_{i=[0.05n]+1}^{[0.95n]} X^{(i)}$$

$$X_{med}^* = \begin{cases} X_{(k+1)}, & n = 2k + 1 \\ \frac{X_{(k)} + X_{(k+1)}}{2}, & n = 2k \end{cases}$$

Какую оценку считать «хорошей»?



# Свойства точечных оценок

## 1. Несмещенность.

### Определение 3

Пусть параметр  $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}$ . Говорят, что оценка  $\hat{\theta}(X_{[n]})$  является несмещенной оценкой параметра  $\theta$ , если

$$E\hat{\theta}(X_{[n]}) = \theta \quad (1)$$

для любого  $\theta \in \Theta$ .

### Определение 4

Говорят, что оценка  $\hat{\theta}(X_{[n]})$  является асимптотически несмещенной оценкой параметра  $\theta$ , если

$$E\hat{\theta}(X_{[n]}) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} \theta \quad (2)$$

для любого  $\theta \in \Theta$ .

Свойство несмещенности позволяет агрегировать информацию, накопленную в различных научных центрах.

Пусть  $\hat{\theta}_1$  — несмещенная оценка параметра  $\theta$ , полученная в некотором научном центре,  $\hat{\theta}_2$  — несмещенная оценка того же параметра, полученная в другом научном центре. Предполагая, что техническая оснащенность научных центров одинаковая, будем считать, что дисперсии оценок одинаковы:

$$D(\hat{\theta}_i) = E(\hat{\theta}_i - \theta)^2 = \sigma^2(\theta),$$

$$E(\hat{\theta}_i) = \theta, \quad i = 1, 2.$$

Рассмотрим новую оценку:

$$\hat{\theta} = \frac{\hat{\theta}_1 + \hat{\theta}_2}{2}, \quad E\hat{\theta} = \frac{E\hat{\theta}_1 + E\hat{\theta}_2}{2} = \theta,$$

тогда имеют место равенства:

$$D\hat{\theta} = E(\hat{\theta} - \theta)^2 = \frac{1}{4}E\{(\hat{\theta}_1 - \theta) + (\hat{\theta}_2 - \theta)\}^2 = \frac{\sigma^2(\theta)}{2}.$$

## Примеры

Рассмотрим **выборочную дисперсию**, проверим, выполнено ли свойство несмещенности:

$$\begin{aligned}
 Es^2 &= E \left\{ \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left( X_k - a_1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - a_1) \right) \right\}^2 = \\
 &= E \left\{ \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (X_k - a_1)^2 - \left( \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (X_k - a_1) \right)^2 \right\} = \\
 &= \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n E(X_k - a_1)^2 - \frac{1}{n^2} \sum_{k=1}^n \sigma^2 = \sigma^2 - \frac{1}{n} \sigma^2 = \frac{n-1}{n} \sigma^2
 \end{aligned}$$

Следовательно,  $s^2$  — смещенная оценка, однако она является асимптотически несмещенной оценкой:  $Es^2 \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \sigma^2$ .

Рассмотрим исправленную оценку дисперсии:

$$\tilde{s}^2 = \frac{n}{n-1} s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (X_k - \bar{X})^2,$$

что доказывает, что  $\tilde{s}^2$  — несмещенная оценка дисперсии.

**Выборочное среднее** является несмещенной оценкой для математического ожидания:

$$E\bar{X} = E \left\{ \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k \right\} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n EX_k = E\xi = a_1.$$

## 2. Состоятельность.

### Определение 5

Пусть параметр  $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}$ . Говорят, что оценка  $\hat{\theta}(X_{[n]})$  состоятельна, если

$$\hat{\theta}(X_{[n]}) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{P} \theta \quad (3)$$

для любого  $\theta \in \Theta$ .

### Определение 6

Оценка  $\hat{\theta}(X_{[n]})$  называется сильно состоятельной оценкой параметра  $\theta$ , если

$$\hat{\theta}(X_{[n]}) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{п.н.}} \theta \quad (4)$$

для любого  $\theta \in \Theta$ .

Пусть существует  $E\xi^k$ , тогда  $a_k^*$  — статистика первого рода, где  $a_k^*$  — эмпирический момент порядка  $k$ . Тогда  $a_k^* \rightarrow a_k = E\xi^k$ , то есть,  $a_k^*$  является сильно состоятельной оценкой.

Пусть существует  $E(\xi - E\xi)^k$ , тогда  $a_k^{0*} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^k$  — сильно состоятельная оценка для теоретического момента, то есть:

$$a_k^{0*} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{п.н.}} a_k^0 = E(\xi - E\xi)^k.$$

$$\bar{X} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{п.н.}} a_1 = E\xi,$$

$$s^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_k - \bar{X})^2 \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{п.н.}} a_2^0 = D\xi.$$

### 3. Эффективность.

Рассмотрим некоторый класс оценок  $K = \{\hat{\theta}(X_{[n]})\}$  параметра  $\theta$ .

#### Определение 7

Говорят, что оценка  $\theta^*(X_{[n]}) \in K$  является эффективной оценкой параметра  $\theta$  в классе  $K$ , если для любой другой оценки  $\hat{\theta} \in K$  имеет место неравенство:

$$E(\theta^* - \theta)^2 \leq E(\hat{\theta} - \theta)^2 \quad (5)$$

для любого  $\theta \in \Theta$ .

Класс несмещенных оценок обозначим через

$$K_0 = \left\{ \hat{\theta}(X_{[n]}) : E\hat{\theta} = \theta, \forall \theta \in \Theta \right\}.$$

Рассмотрим случай, когда  $m > 1$ , то есть,  $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_m)$ .  
Для любого  $y \in \mathbb{R}^m$  определим  $\alpha_y = (\theta, y) = \theta_1 y_1 + \dots + \theta_m y_m$ .  
Тогда  $\alpha_y^* = (\theta^*, y)$  — оценка параметра  $\alpha_y$ .

### Определение 8

Будем говорить, что оценка  $\theta^* \in K$  является эффективной оценкой параметра  $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_m)$  в классе  $K$ , если для любой другой оценки  $\hat{\theta} \in K$  и любого  $y \in \mathbb{R}^m$  при любом допустимом значении  $\theta \in \Theta$  имеет место неравенство:

$$E(\alpha_y^* - \alpha_y)^2 \leq E(\hat{\alpha}_y - \alpha_y)^2, \quad (6)$$

где  $\hat{\alpha}_y = (\hat{\theta}, y)$ .



## Теорема 7

Пусть несмещенные оценки  $\hat{\theta}_1$  и  $\hat{\theta}_2$  параметра  $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}$  являются эффективными, тогда оценки  $\hat{\theta}_1$  и  $\hat{\theta}_2$  почти наверное совпадают.

## Определение 9

Оценка  $\hat{\theta}$  эффективна в классе  $K_0$ , или просто эффективна, если  $D\tilde{\theta} - D\hat{\theta} \succeq 0$  (неотрицательно определенная матрица), где  $\tilde{\theta} \in K_0$  для любого  $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}^k$ .

## 4. Асимптотическая нормальность.

### Определение 10

Пусть оценивается параметр  $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}$ . Оценка  $\hat{\theta}$  называется асимптотически нормальной оценкой параметра  $\theta$  с коэффициентом рассеивания  $\sigma^2(\theta)$ , если

$$\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \zeta \sim N(0, \sigma(\theta)). \quad (7)$$

Из этого определения следует, что для любого  $x \in \mathbb{R}$  имеет место сходимость:

$$P \left\{ \sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta) \leq x \right\} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma(\theta)} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{y^2}{2\sigma^2(\theta)}} dy.$$

## Определение 11

Пусть оценивается параметр  $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}^m$ . Оценка  $\hat{\theta} = (\hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_m)$  называется асимптотически нормальной с матрицей рассеивания  $\Sigma(\theta)$ , если имеет место сходимость по распределению:

$$\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \eta \sim N(0, \Sigma(\theta)).$$

## 5. Асимптотическая эффективность.

### Определение 12

Оценка  $\hat{\theta}$  называется асимптотически эффективной в класс  $K$  оценок параметра  $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}$ , если

$$\overline{\lim}_{n \rightarrow \infty} \frac{E(\hat{\theta} - \theta)^2}{E(\tilde{\theta} - \theta)^2} \leq 1$$

для любого параметра  $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}$  и любой оценки  $\tilde{\theta} \in K$ .

Статистическая оценка считается «хорошей», если она обладает хотя бы некоторыми из свойств 1-5.

## Методы построения точечных оценок

### Метод моментов

Пусть требуется оценить параметр  $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}$  по имеющейся выборке  $X_{[n]} = (X_1, \dots, X_n)$ . Рассмотрим борелевскую функцию  $g(x) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  и определим функцию  $m(\theta) = \int_{-\infty}^{\infty} g(x) dF_{\xi}(x; \theta)$ .

Далее положим, что

$$\int_{-\infty}^{\infty} g(x) dF_n^*(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(X_i) = \bar{g}. \quad (8)$$

Получим уравнение

$$m(\theta) = \bar{g} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(X_i). \quad (9)$$

Предположим, что уравнение (9) имеет единственное решение  $\hat{\theta}(X_{[n]})$ , тогда будем это решение называть оценкой  $\hat{\theta}$  неизвестного параметра  $\theta$ , полученной по методу моментов:

$$\hat{\theta}(X_{[n]}) = m^{-1} \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g(X_i) \right).$$

Метод моментов легко обобщить на многомерный случай, при этом,  $g(x) = (g_1(x), \dots, g_k(x))$ , где  $k$  — число неизвестных параметров, то есть,  $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_k)^T \in \Theta \subset \mathbb{R}^k$ .

Свойства оценок, построенных по методу моментов:

- 1 Если функция  $m^{-1}(y)$  непрерывна на всей области определения, то оценка по методу моментов сильно состоятельна.
- 2 Если  $m'(\theta) \neq 0$  для всех  $\theta \in \Theta$ , тогда оценка по методу моментов асимптотически нормальна с коэффициентом рассеяния  $\frac{Dg(\xi)}{(m'(\theta))^2}$ , где  $\theta$  — истинное значение параметра.



## Пример

Пусть  $\xi \sim N(a, \sigma)$ , тогда  $\theta = (a, \sigma^2)^T \in \Theta = \mathbb{R} \times \mathbb{R}_+$ . Выберем  $g(x) = (x, x^2)$ , тогда

$$Eg(\xi) = \begin{pmatrix} E\xi \\ E\xi^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a \\ \sigma^2 + a^2 \end{pmatrix},$$

Нетрудно показать, что

$$\bar{g} = \begin{pmatrix} \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k \\ \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \bar{X} \\ s^2 + \bar{X}^2 \end{pmatrix},$$

Следовательно, оценки по методу моментов имеют следующий вид:

$$\begin{cases} \hat{a} = \bar{X}, \\ \hat{\sigma}^2 = s^2. \end{cases}$$

## Пример

Рассмотрим равномерно распределенную случайную величину  $\xi$  с плотностью распределения:

$$f_{\xi}(x) = \begin{cases} \frac{1}{\theta}, & x \in [0, \theta]; \\ 0, & x \notin [0, \theta]. \end{cases}$$

Так как неизвестный параметр один, то  $g(x) = x$ . Вычислим математическое ожидание:

$$Eg(\xi) = E\xi = \int_0^{\theta} x \frac{1}{\theta} dx = \frac{1}{2\theta} x^2 = \frac{\theta}{2}.$$

Уравнение имеет вид:

$$\frac{\theta}{2} = \bar{X},$$

откуда получаем оценку:

$$\hat{\theta} = 2\bar{X} = 2 \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k.$$

Метод максимального правдоподобия построения точечных оценок.

- Пусть  $\xi$  — непрерывная случайная величина с плотностью распределения  $f_{\xi}(x, \theta)$ .

Совместная плотность распределения выборки имеет вид:

$$f_{X_{[n]}}(X_{[n]}|\theta) = \prod_{i=1}^n f_{\xi}(X_i; \theta), \quad \text{где } \theta = (\theta_1, \dots, \theta_m) \in \Theta.$$

- Пусть  $\xi$  — дискретная случайная величина с распределением вероятностей  $p_{\xi}(z, \theta)$ .

Совместное вероятностное распределение выборки имеет вид:

$$p_{X_{[n]}}(X_{[n]}|\theta) = \prod_{i=1}^n p_{\xi}(X_i; \theta) \quad \text{где } \theta = (\theta_1, \dots, \theta_m) \in \Theta.$$

### Определение 13

Если генеральная совокупность имеет плотность распределения  $f_\xi$ , то функцией правдоподобия выборки  $X_{[n]}$  будем называть функцию

$$L(X_{[n]}, \theta) = \prod_{i=1}^n f_\xi(X_i; \theta).$$

### Определение 14

Если генеральная совокупность  $\xi$  — дискретная случайная величина с возможными значениями  $\{z_i\}$  и соответствующими вероятностями  $p_\xi(z_i; \theta)$ , то функцией правдоподобия выборки  $X_{[n]}$  будем называть функцию

$$L(X_{[n]}, \theta) = \prod_{i=1}^n p_\xi(X_i; \theta).$$

Для нахождения оценки параметра  $\theta$  решаем задачу:

$$\max_{\theta \in \Theta} L(X_{[n]}, \theta).$$

### Определение 15

*Оценкой максимального правдоподобия параметра  $\theta$  называется оценка*

$$\hat{\theta}(X_{[n]}) = \arg \max_{\theta \in \Theta} L(X_{[n]}, \theta), \quad (10)$$

*если решение задачи максимизации существует и единственно.*

Часто вместо функции  $L(X_{[n]}, \theta)$  рассматривают функцию  $\ln L(X_{[n]}, \theta)$ , поскольку функция  $\ln(t)$  является строго возрастающей функцией своего аргумента  $t$ , и данный переход правомерен.

## Свойства оценок максимального правдоподобия:

Если функция правдоподобия непрерывно дифференцируема, и выполнены некоторые условия гладкости, то можно доказать, что оценки метода максимального правдоподобия —

- сильно состоятельны,
- асимптотически эффективны и
- асимптотически нормальны.

## Пример

Рассмотрим случайную величину  $\xi \sim N(a, \sigma)$  с плотностью распределения

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

Функция правдоподобия имеет вид:

$$L(X_{[n]}, a, \sigma^2) = \prod_{i=1}^n f_{\xi}(X_i; a, \sigma^2) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sigma^n} e^{-\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - a)^2}{2\sigma^2}}.$$

Тогда

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

продифференцируем по  $a$ :  $\partial \ln L / \partial a = 0$ , или  $\sum_{i=1}^n X_i - an = 0$ , откуда  $\hat{a} = \bar{X}$ .

Продифференцируем по  $\sigma$ :

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \sigma} = -\frac{n}{\sigma} + \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - a)^2}{\sigma^3} = 0,$$

$$n\sigma^2 = \sum_{i=1}^n (x_i - a)^2,$$

откуда находим решение:

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

Нетрудно проверить, что  $\bar{X}$  и  $s^2$  доставляют максимум функции правдоподобия.



## Пример

Пусть случайная величина  $\xi$  подчиняется равномерному распределению с плотностью:

$$f(x, \theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta}, & x \in [0, \theta]; \\ 0, & x \notin [0, \theta]. \end{cases}$$

Запишем функцию правдоподобия:

$$L(X_{[n]}, \theta) = \prod_{i=1}^n f(X_i; \theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta^n}, & \text{если для } \forall i : X_i \in [0, \theta]; \\ 0, & \text{если } \exists i : X_i \notin [0, \theta]. \end{cases}$$

Построим вариационный ряд  $X_{(1)} \leq \dots \leq X_{(n)}$ . Таким образом, получаем:

$$L(X_{[n]}, \theta) = \begin{cases} \frac{1}{\theta^n}, & X_{(n)} \in [0, \theta]; \\ 0, & \exists k : X_{(k)} \notin [0, \theta]. \end{cases}$$

Очевидно, что оценка максимального правдоподобия  $\hat{\theta}(X_{[n]}) = X_{(n)}$ .

# Неравенство Рао-Крамера

Пусть имеется выборка  $X_{[n]}$  из генеральной совокупности  $\xi$  с функцией распределения  $F_\xi(x; \theta)$  и плотностью распределения  $f_\xi(x; \theta)$ , где  $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}$  — неизвестный параметр. Функция правдоподобия имеет вид:

$$L(X_{[n]}, \theta) = \prod_{i=1}^n f_\xi(X_i; \theta),$$

совместная плотность выборки имеет вид:

$$f_{X_{[n]}}(x, \theta) = L(x, \theta) = \prod_{i=1}^n f_\xi(x_i; \theta).$$

Имеет место следующее равенство:

$$\int_{\mathbb{R}^n} L(x, \theta) dx = 1. \quad (11)$$

Пусть имеется оценка  $\hat{\theta}(X_{[n]})$  неизвестного параметра  $\theta$ , и справедливо следующее равенство:

$$E\hat{\theta} = \int_{\mathbb{R}^n} \hat{\theta}(x_1, \dots, x_n) L(x, \theta) dx = h(\theta). \quad (12)$$

Обозначим через  $I_n(\theta)$  математическое ожидание:

$$I_n(\theta) = E \left( \frac{\partial \ln L(X_{(n)}, \theta)}{\partial \theta} \right)^2 = \int_{\mathbb{R}^n} \left( \frac{\partial \ln L(x, \theta)}{\partial \theta} \right)^2 L(x, \theta) dx.$$

## Определение 16

Величина  $I_n(\theta)$ , если математическое ожидание существует и конечно, называется *информационным количеством Фишера* (соответствующим выборке объема  $n$ ).

Будем предполагать, что выполнены условия регулярности:

- Для информационного количества Фишера выполнено неравенство  $0 < I_n(\theta) < \infty$  для любого  $\theta \in \Theta$ .
- Равенства (11) и (12) можно продифференцировать и получить следующие уравнения:

$$\int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial L(x, \theta)}{\partial \theta} dx = 0, \quad (13)$$

$$\int_{\mathbb{R}^n} \hat{\theta}(x_1, \dots, x_n) \frac{\partial L(x, \theta)}{\partial \theta} dx = h'(\theta). \quad (14)$$

- Множество  $N = \{x \in R^n : L(x, \theta) = 0\}$  не зависит от  $\theta$ .

## Теорема 8 (Неравенство Рао-Крамера)

Пусть имеется генеральная совокупность  $\xi$  с функцией распределения  $F_\xi(y, \theta)$ , где  $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}$ . Задана выборка  $X_{[n]}$  из генеральной совокупности  $\xi$ , и выполнены условия регулярности, тогда имеет место неравенство:

$$D\hat{\theta} \geq \frac{(h'(\theta))^2}{I_n(\theta)}. \quad (15)$$

Если  $E\hat{\theta} = \theta$  для любого  $\theta \in \Theta$  (то есть, оценка — несмещенная), то справедливо неравенство:

$$D\hat{\theta} \geq \frac{1}{I_n(\theta)}.$$

По определению  $I_n(\theta) = E \left( \frac{\partial \ln L}{\partial \theta} \right)^2$ .

$$I_n(\theta) = nI_1(\theta),$$

где  $I_1(\theta)$  — информационное количество Фишера, соответствующее одному наблюдению. Как видим, наблюдается линейный рост информации.

- Из неравенства Рао-Крамера можно сделать вывод, что в регулярном случае дисперсия не может убывать быстрее чем  $1/n$ .
- Для «хороших» оценок дисперсия должна убывать, разброс должен становиться меньше с ростом  $n$ .
- Для несмещенных оценок при выполнении условий регулярности оценка эффективна, если неравенство Рао-Крамера выполнено как равенство.

## Пример

Пусть  $\xi \sim N(a, \sigma^2)$ , методы максимального правдоподобия и моментов дали оценку  $\hat{a} = \bar{X}$ , которая является сильно состоятельной, несмещенной, асимптотически нормальной оценкой. Выясним, обращается ли неравенство Рао-Крамера в равенство. Действительно, можно заметить, что

$$\frac{\partial \ln L}{\partial a} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - a)}{\sigma^2} = \frac{n}{\sigma^2} (\bar{X} - a),$$

где

$$L(X_{[n]}, a) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sigma^n} e^{-\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - a)^2}{2\sigma^2}}.$$

Случайные величины  $\bar{X}$  и  $\frac{n}{\sigma^2}(\bar{X} - a)$  пропорциональны, следовательно,  $\bar{X}$  — эффективная оценка.

Биллингсли П. Сходимость вероятностных мер. — М.: Изд. Наука, 1977.

Боровков А.А. Теория вероятностей. — М.: Изд. Наука, 1986.

Боровков А.А. Математическая статистика. — М.: Изд. Наука, 1984.