

## 4. Определение эффективных оценок с помощью неравенства Рао-Крамера-Фреше. Нижняя граница дисперсии оценки генеральных средних и дисперсии нормально распределенной генеральной совокупности.

### Неравенство Рао-Крамера-Фреше

Пусть  $\varphi(x, \theta)$  — плотность вероятностей случайной величины  $X$ , если  $X$  — непрерывная случайная величина, и  $\varphi(x_i, \theta) = P(X = x_i, \theta)$  — вероятность того, что с.в.  $X$  приняла значение  $x_i$ , если  $X$  — дискретная случайная величина.

Если  $\varphi(x, \theta)$  удовлетворяет условиям регулярности:

1. область возможных значений исследуемой случайной величины, в которой  $\varphi(x, \theta) \neq 0$ , не зависит от  $\theta$ ;
2. в выражении  $M(\theta) = \int \theta \cdot L(x_1, \dots, x_n, \theta) dx_1 dx_2 \dots dx_n$  и тождестве  $\int L(x_1, \dots, x_n, \theta) dx_1 dx_2 \dots dx_n = 1$  допустимо дифференцирование по  $\theta$  под знаком интеграла;
3. величина  $I(\theta, x) \neq 0$ ,

**пояснение от ИИ (в конспектах не упоминается):**  $L(x_1, \dots, x_n, \theta)$  — функция правдоподобия (совместная вероятность (или плотность) получить именно нашу выборку при данном  $\theta$ )

Для независимых наблюдений:  $L(x_1, \dots, x_n, \theta) = \varphi(x_1, \theta) \cdot \varphi(x_2, \theta) \cdot \dots \cdot \varphi(x_n, \theta)$

тогда для любой оценки  $\hat{\theta}$  неизвестного параметра  $\theta$  имеет место неравенство Рао-Крамера-Фреше:

$$D(\hat{\theta}) \geq \frac{1}{n \cdot I(\theta, x)}, \quad (3.5)$$

где  $D(\hat{\theta})$  — дисперсия оценки  $\hat{\theta}$  параметра  $\theta$ ;  $I(\theta, x)$  — количество информации Фишера о параметре  $\theta$ , содержащееся в единичном наблюдении:

$$I(\theta, x) = M[(\ln \varphi(x, \theta))'_\theta]^2. \quad (3.6)$$

По правилу дифференцирования сложной функции

$$(\ln y(x))'_x = \frac{y'(x)}{y(x)}.$$

Поэтому в случае дискретной случайной величины

$$I(\theta, x) = \sum_{i=1}^n \left[ \frac{\varphi'(x_i, \theta)}{\varphi(x_i, \theta)} \right]^2 \cdot \varphi(x_i, \theta).$$

В случае непрерывной случайной величины

$$I(\theta, x) = \int_{-\infty}^{\infty} \left[ \frac{\varphi'(x, \theta)}{\varphi(x, \theta)} \right]^2 \cdot \varphi(x, \theta) dx.$$

Неравенство (5.11) позволяет найти тот минимум дисперсии, который должна иметь дисперсия оценки  $D(\hat{\theta})$ , чтобы быть эффективной оценкой, т.е.

$$D_{\text{эф}}(\hat{\theta}) = \min D(\hat{\theta}) = \frac{1}{n \cdot I(\theta, x)}.$$

## Нижняя граница дисперсии оценки генеральных средних и дисперсии нормально распределенной генеральной совокупности.

- Минимально возможная дисперсия оценки генеральной средней (математического ожидания)

$$\min D(a) = \frac{1}{nI(a)} = \frac{\sigma^2}{n}.$$

- Для генеральной дисперсии

$$\min D(\sigma^2) = \frac{1}{nI(\sigma^2)} = \frac{2\sigma^4}{n}.$$

### Распишем вывод каждой формулы

**Пример** Найти нижнюю границу дисперсии оценки генеральной средней  $a$  и генеральной дисперсии  $\sigma^2$  повторной выборки нормально распределенной генеральной совокупности.

**Решение:** В случае нормального закона распределения плотность вероятности

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

Тогда

$$\ln \varphi_N(x, a, \sigma^2) = -\ln \sqrt{2\pi\sigma^2} - \frac{(x-a)^2}{2\sigma^2},$$

и

$$[\ln \varphi_N(x, a, \sigma^2)]'_a = \left(0 + \frac{x-a}{\sigma^2}\right)^2 = \frac{(x-a)^2}{\sigma^4}.$$

$$\partial/\partial a[\ln \varphi] = (x-a)/\sigma^2$$

Это и есть **функция вклада (score)** для параметра  $a$ . Видно, что ее значение линейно зависит от отклонения наблюдения  $x$  от оцениваемого среднего  $a$ . Чем дальше точка от  $a$ , тем больше вклад.

Тогда количество информации Фишера

$$I(a) = M \left[ \frac{(x-a)^2}{\sigma^4} \right] = \frac{M[(x-a)^2]}{\sigma^4} = \frac{D(X)}{\sigma^4} = \frac{\sigma^2}{\sigma^4} = \frac{1}{\sigma^2}.$$

Минимально возможная дисперсия оценки генеральной средней (математического ожидания)

$$\boxed{\min D(a) = \frac{1}{nI(a)} = \frac{\sigma^2}{n}.$$

Для определения минимального разброса оценки дисперсии вычислим производную от  $\ln \varphi(x, a, \sigma^2)$  по переменной  $\sigma^2 = K$ :

$$\begin{aligned} [(\ln \varphi_N(x, a, \sigma^2))'_{\sigma^2}]^2 &= \left[ \left( -\ln \sqrt{2\pi\sigma^2} - \frac{(x-a)^2}{2\sigma^2} \right)'_{\sigma^2} \right]^2 = \\ &= \left[ -\frac{1}{2\sigma^2} + \frac{(x-a)^2}{2\sigma^4} \right]^2 = \frac{1}{4\sigma^4} - \frac{2(x-a)^2}{4\sigma^6} + \frac{(x-a)^4}{4\sigma^8}. \end{aligned}$$

Вычислим количество информации Фишера

$$\begin{aligned} I(\sigma^2) &= M [(\ln \varphi_N(x, a, \sigma^2))'_{\sigma^2}]^2 = M \left[ \frac{1}{4\sigma^4} \right] - M \left[ \frac{(x-a)^2}{2\sigma^6} \right] + M \left[ \frac{(x-a)^4}{4\sigma^8} \right] = \\ &= \frac{1}{4\sigma^4} - \frac{M(x-a)^2}{2\sigma^6} + \frac{M(x-a)^4}{4\sigma^8} = \frac{1}{4\sigma^4} - \frac{\sigma^2}{2\sigma^6} + \frac{3\sigma^4}{4\sigma^8} = \frac{1}{2\sigma^4}. \end{aligned}$$

Здесь в последней строке учтено, что для нормального распределения  $M(x-a)^4 = \mu_4 = 3\sigma^4$  (см. Теорию вероятностей).

В результате получим, что эффективная оценка генеральной дисперсии  $\sigma^2$  повторной выборки для нормально распределенной генеральной совокупности должна иметь минимальную дисперсию

$$\min D(\sigma^2) = \frac{1}{nI(\sigma^2)} = \frac{2\sigma^4}{n}.$$

## Алгоритм нахождения нижней границы дисперсии оценки (на примере нормального распределения)

1. **Записать плотность распределения**  $\varphi(x, \theta)$ .
2. **Взять натуральный логарифм** от плотности:  $\ln \varphi(x, \theta)$ .
3. **Найти частную производную** логарифма по интересующему параметру  $\theta$ .
4. **Возвести эту производную в квадрат** (готовимся вычислить математическое ожидание квадрата).
5. **Вычислить количество информации Фишера**  $I(\theta, x)$  как **математическое ожидание** от полученного квадрата производной.
6. **Подставить** в формулу нижней границы:  $\min D(\hat{\theta}) = \frac{1}{nI(\theta, x)}$ .

## Пояснения

### 1. Смысл неравенства Рао-Крамера-Фреше (РКФ)

Неравенство РКФ отвечает на фундаментальный вопрос: **Какова наилучшая возможная точность оценки неизвестного параметра?** Оно устанавливает **теоретический предел**, ниже которого дисперсия любой несмещенной оценки опуститься не может.

**Аналогия:** Представьте, что вы пытаетесь измерить длину стола шариковой ручкой. Ваши измерения будут колебаться вокруг истинного значения. Неравенство РКФ говорит: "Какой бы метод измерения (оценки) вы ни придумали, разброс ваших результатов (дисперсия) не может быть меньше, чем  $1/(n * I)$ ". Это как "предел Шеннона" в теории информации, но для статистических оценок.

### 2. Пояснение компонент формулы РКФ

**Формула:**

$$D(\hat{\theta}) \geq 1/[n * I(\theta, x)]$$

- $I(\theta, x)$  — **Информация Фишера (в одном наблюдении)**. Это **ключевое понятие**.
  - **Смысл:** Количество информации, которое одно наблюдение  $x$  несет об неизвестном параметре  $\theta$ . Чем больше  $I(\theta, x)$ , тем "чувствительнее" распределение к изменению параметра  $\theta$ , тем легче его оценить по данным.
  - **Как вычисляется:**  $I(\theta, x) = M[\frac{\partial}{\partial \theta} \ln \varphi(x, \theta)]^2$ .
    - $\ln \varphi(x, \theta)$  — Логарифмическая функция правдоподобия для одного наблюдения. С ней удобнее работать математически.
    - $(\partial / \partial \theta \ln \varphi(x, \theta))$  — **Вклад одного наблюдения (score function)**. Показывает, насколько резко меняется "правдоподобие" данных при малом изменении параметра  $\theta$ . Если правдоподобие сильно меняется (производная большая), значит, данные дают четкий сигнал о значении параметра.
    - **Квадрат и математическое ожидание**  $M[\dots]$ : Мы усредняем квадрат этого "вклада" по всем возможным значениям  $x$ . Это дает нам **среднюю "силу сигнала"** об параметре, содержащуюся в одном наблюдении. Большая дисперсия score function означает большую информацию.
- $1/[n * I(\theta, x)]$  — **Нижняя граница Крамера-Рао (НГКР)**. Это и есть тот самый **минимально достижимый уровень "шума"** (дисперсии) для любой несмещенной оценки. Если вы нашли оценку, дисперсия которой в точности равна НГКР ( $D(\hat{\theta}) = 1/(nI)$ ), то вы нашли **эффективную оценку** — лучшую из всех возможных несмещенных оценок.

**Итог:** Неравенство Рао-Крамера — это не просто формула, а мощный теоретический инструмент. Оно задает **планку** для точности, позволяет **сравнивать** оценки, **планировать** объемы данных и глубже **понимать**, от чего зависит сложность оценки того или иного параметра распределения.