

# Ефективність оцінок

## Лекція № 4



- 4.1. Порівняння оцінок, поняття ефективності
- 4.2. Нерівність Крамера-Рао

## 4.1. Порівняння оцінок, поняття ефективності

Нехай  $\xi_1, \dots, \xi_n$  є вибіркою об'єма  $n$  із параметричної сім'ї розподілів  $\mathcal{F}_\theta$ ,  $\theta \in \Theta$ .

### Означення 1

Кажуть, що оцінка  $\theta_1^*$  є кращою за оцінку  $\theta_2^*$  в середньоквадратичному, якщо для довільного  $\theta \in \Theta$

$$E(\theta_1^* - \theta)^2 \leq E(\theta_2^* - \theta)^2,$$

причому хоча б при одному значенні  $\theta$  нерівність є строга.

## 4.1. Порівняння оцінок, поняття ефективності

Нехай генеральна сукупність має рівномірний розподіл  $\xi_j \sim U(0, \theta)$ .

Порівнюємо ОММ  $\theta^* = 2\bar{\xi}$  та ОМВ  $\theta^{**} = \xi_{(n)}$ .

Знайдемо середньоквадратичні відхилення цих оцінок від  $\theta$

Враховуючи, що  $\theta^*$  є незміщеною оцінкою

$$E(\theta^* - \theta)^2 = D\theta^* = D(2\bar{\xi}) = 4D(\bar{\xi}) = \frac{4}{n}D\xi_1 = \frac{\theta^2}{3n}.$$

Оскільки

$$E\xi_{(n)} = \frac{n}{n+1}\theta, \quad E\xi_{(n)}^2 = \frac{n}{n+2}\theta^2,$$

то

$$E(\theta^{**} - \theta)^2 = E(\theta^{**})^2 - 2\theta E\theta^{**} + \theta^2 = \frac{2\theta^2}{(n+1)(n+2)}.$$

## 4.1. Порівняння оцінок, поняття ефективності

Помітимо, що при  $n = 1, 2$  – відхилення будуть рівними, але при  $n > 2$

$$E(\theta^{**} - \theta)^2 = \frac{2\theta^2}{(n+1)(n+2)} < \frac{\theta^2}{3n} = E(\theta^* - \theta)^2,$$

тобто оцінка

$$\theta^{**} = \xi_{(n)}$$

є кращою за

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

в середньо квадратичному при  $n > 2$ .

## 4.1. Порівняння оцінок, поняття ефективності

Виникає питання:

Чи існує найкраща оцінка в середньоквадратичному?

Нехай маємо невироджену задачу, тобто для жодної з оцінок  $\theta^*$  неможливо, щоб

$$\theta^* = \theta \text{ м.н. на } \Theta.$$

### Теорема 1

У класі всеможливих оцінок найкращої оцінки в середньоквадратичному не існує.

## 4.1. Порівняння оцінок, поняття ефективності

Доведемо від супротивного. Нехай  $\widehat{\theta}$  є найкращою оцінкою. Це означає, що для довільної оцінки  $\theta^*$  та для довільних  $\theta \in \Theta$

$$E(\widehat{\theta} - \theta)^2 \leq E(\theta^* - \theta)^2. \quad (1)$$

Зафіксуємо  $\theta_1 \in \Theta$  і розглянемо оцінку  $\theta_1^* = \theta_1$ . Тоді

$$E(\widehat{\theta} - \theta_1)^2 \leq E(\theta_1^* - \theta_1)^2 = E(\theta_1 - \theta_1)^2 = 0.$$

В силу довільності вибору  $\theta_1$ , будемо мати, що для всіх  $\theta \in \Theta$

$$E(\widehat{\theta} - \theta)^2 = 0.$$

Останнє означає, що  $\widehat{\theta} = \theta$  м.н. на  $\Theta$ , що суперечить невиродженості задачі.

## 4.1. Порівняння оцінок, поняття ефективності

Доведена теорема означає, що ми не можемо шукати найкращу оцінку серед класу всеможливих оцінок і, відповідно, треба розглядати певні підкласи в кожному з яких вже шукати найкращу оцінку.

Часто розглядають оцінки, які мають однакове зміщення, у сенсі, що

$$b(\theta) = E\theta^* - \theta$$

для деякої заданої функції  $b(\theta)$ .

## 4.1. Порівняння оцінок, поняття ефективності

Позначимо через  $K_b = K_{b(\theta)}$  – клас всіх оцінок зі зміщенням рівним заданій функції  $b(\theta)$  :

$$K_b = \{\theta^* \mid E\theta^* = \theta + b(\theta)\};$$

$K_0 = \{\theta^* \mid E\theta^* = \theta\}$  – клас всіх незміщених оцінок.

### Означення 2

Оцінка  $\tilde{\theta} \in K_b$  називається ефективною оцінкою в класі  $K_b$ , якщо вона не гірша за всіх інших оцінок класу  $K_b$  в сенсі середньоквадратичного підходу, тобто для довільних  $\theta^* \in K_b$  та  $\theta \in \Theta$

$$E(\tilde{\theta} - \theta)^2 \leq E(\theta^* - \theta)^2.$$

## 4.1. Порівняння оцінок, поняття ефективності

### Зауваження 1

Помітимо, що для  $\theta^* \in K_b$

$$E(\theta^* - \theta)^2 = E(\theta^* - E\theta^*)^2 + (E\theta^* - \theta)^2 = D\theta^* + b(\theta).$$

Таким чином, порівняння оцінок з однаковим зміщенням також зводиться до порівняння дисперсій.

### Теорема 2

Якщо  $\tilde{\theta}_1 \in K_b$  і  $\tilde{\theta}_2 \in K_b$  – дві ефективні оцінки в  $K_b$ , тоді  $\tilde{\theta}_1 = \tilde{\theta}_2$  м.н.

### Нерівність Крамера-Рао

Розглянемо питання існування ефективної оцінки.

Нехай  $\mathcal{F}_\theta$ ,  $\theta \in \Theta$ , де  $\Theta$  – обмежений інтервал числової осі, є абсолютно неперервним розподілом, а

$$f(\vec{x}; \theta) = f(x_1, \dots, x_n; \theta),$$

$\theta \in \Theta$  – функція вірогідності реалізації вибірки

$$\vec{\xi} = (\xi_1, \dots, \xi_n) \in \mathcal{F}_\theta.$$

Помітимо, що

$$f(\vec{x}; \theta) = f(x_1, \dots, x_n; \theta)$$

буде також і щільністю розподілу  $\vec{\xi}$ .

## 4.2. Нерівність Крамера-Рао

### Лема 1

Нехай для майже всіх  $\vec{x} \in \mathbb{R}^n$  існують похідні

$$\frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{x}; \theta), \quad \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} f(\vec{x}; \theta),$$

для яких виконуються умови

(i)  $\left| \frac{\partial^i}{\partial \theta^i} f(\vec{x}; \theta) \right| \leq u_i(\vec{x})$ ,  $i = 1, 2$ , де функції  $u_i$  такі, що

$$\int_{\mathbb{R}^n} u_i(\vec{x}) d\vec{x} < \infty, \quad i = 1, 2;$$

(ii)  $E \left( \frac{\partial}{\partial \theta} \ln f(\vec{\xi}; \theta) \right)^2 < \infty$ ,  $E \left| \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \ln f(\vec{\xi}; \theta) \right| < \infty$ .

Тоді

$$1) E \frac{\partial}{\partial \theta} \ln f(\vec{\xi}; \theta) = 0;$$

$$2) D \frac{\partial}{\partial \theta} \ln f(\vec{\xi}; \theta) = E \left( \frac{\partial}{\partial \theta} \ln f(\vec{\xi}; \theta) \right)^2 = -E \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \ln f(\vec{\xi}; \theta).$$

## 4.2. Нерівність Крамера-Рао

Доведення.

На основі вказаних вище характеристик можна побудувати статистичний розподіл г.с.

1) Беручи до уваги те, що  $\int_{\mathbb{R}^n} f(\vec{x}; \theta) d\vec{x} = 1$  та властивості диференціювання інтегралу за параметром, будемо мати

$$\begin{aligned} E \frac{\partial}{\partial \theta} \ln f(\vec{\xi}; \theta) &= \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{x}; \theta)}{f(\vec{x}; \theta)} f(\vec{x}; \theta) d\vec{x} = \\ &= \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{x}; \theta) d\vec{x} = \frac{\partial}{\partial \theta} \left( \int_{\mathbb{R}^n} f(\vec{x}; \theta) d\vec{x} \right) = 0. \end{aligned} \quad (2)$$

Крім того, з умов Лема випливає, що останню рівність можна продиференціювати, звідки ми отримуємо наступну рівність

$$\int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} f(\vec{x}; \theta) d\vec{x} = 0.$$

## 4.2. Нерівність Крамера-Рао

2) З одного боку,

$$E \left( \frac{\partial}{\partial \theta} \ln f(\vec{\xi}; \theta) \right)^2 = \int_{\mathbb{R}^n} \left( \frac{\partial}{\partial \theta} \ln f(\vec{x}; \theta) \right)^2 f(\vec{x}; \theta) d\vec{x} = \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\left( \frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{x}; \theta) \right)^2}{f(\vec{x}; \theta)} d\vec{x}.$$

З іншого боку,

$$\begin{aligned} E \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \ln f(\vec{\xi}; \theta) &= E \frac{\partial}{\partial \theta} \left( \frac{\frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{\xi}; \theta)}{f(\vec{\xi}; \theta)} \right) = E \frac{\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} f(\vec{\xi}; \theta) \cdot f(\vec{\xi}; \theta) - \left( \frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{\xi}; \theta) \right)^2}{f^2(\vec{\xi}; \theta)} = \\ &= E \frac{\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} f(\vec{\xi}; \theta)}{f(\vec{\xi}; \theta)} - E \frac{\left( \frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{\xi}; \theta) \right)^2}{f^2(\vec{\xi}; \theta)} = \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} f(\vec{x}; \theta) d\vec{x} - \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\left( \frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{x}; \theta) \right)^2}{f(\vec{x}; \theta)} d\vec{x} = \\ &= - \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\left( \frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{x}; \theta) \right)^2}{f(\vec{x}; \theta)} d\vec{x}, \end{aligned}$$

і Лему доведено.

## 4.2. Нерівність Крамера-Рао

### Означення 3

$$I_n(\theta) = E \left( \frac{\partial}{\partial \theta} \ln f(\vec{\xi}; \theta) \right)^2 = -E \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} \ln f(\vec{\xi}; \theta)$$

називається кількістю інформації за Фішером.

## 4.2. Нерівність Крамера-Рао

### Теорема 3

Якщо виконано умови Лемми 1 та для незміщеної оцінки  $\widehat{\theta}$  (iii) існує така невід'ємна функція  $U$ , інтегрована у сенсі  $\int_{\mathbb{R}^n} U(\vec{x})d\vec{x} < \infty$ , що для довільного  $\vec{x} \in \mathbb{R}^n$

$$\left| \widehat{\theta}(\vec{x}) \frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{x}, \theta) \right| \leq U(\vec{x}), \quad (3)$$

тоді

$$D\widehat{\theta} \geq \frac{1}{I_n(\theta)}, \quad (4)$$

причому рівність досягається тоді і тільки тоді, коли для деякого  $C = C_{n,\theta}$

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \ln f(\vec{x}, \theta) = C_{n,\theta} (\widehat{\theta}(\vec{x}) - \theta). \quad (5)$$

## 4.2. Нерівність Крамера-Рао

Доведення.

Нехай  $\widehat{\theta} \in K_0$  – деяка незміщена оцінка, що задовольняє (3). Тоді, враховуючи, що  $\widehat{\theta} = \widehat{\theta}(\xi_1, \dots, \xi_n) = \widehat{\theta}(\vec{\xi})$ ,

$$\theta = E\widehat{\theta} = \int_{\mathbb{R}^n} \widehat{\theta}(\vec{x}) f(\vec{x}, \theta) d\vec{x}.$$

Продиференціюємо ліву та праву частини останньої рівності за  $\theta$ . Тоді, з (2) та нерівності Коші-Буняковського,

$$\begin{aligned} 1 &= \int_{\mathbb{R}^n} \widehat{\theta}(\vec{x}) \frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{x}, \theta) d\vec{x} = \int_{\mathbb{R}^n} (\widehat{\theta}(\vec{x}) - \theta) \frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{x}, \theta) d\vec{x} + \int_{\mathbb{R}^n} \theta \frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{x}, \theta) d\vec{x} = \\ &= \int_{\mathbb{R}^n} \left[ (\widehat{\theta}(\vec{x}) - \theta) \sqrt{f(\vec{x}, \theta)} \right] \cdot \frac{\frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{x}, \theta)}{\sqrt{f(\vec{x}, \theta)}} d\vec{x} \leq \\ &\leq \sqrt{\int_{\mathbb{R}^n} (\widehat{\theta}(\vec{x}) - \theta)^2 f(\vec{x}, \theta) d\vec{x}} \cdot \sqrt{\int_{\mathbb{R}^n} \frac{\left(\frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{x}, \theta)\right)^2}{f(\vec{x}, \theta)} d\vec{x}}, \end{aligned}$$

## 4.2. Нерівність Крамера-Рао

або, враховуючи, що

$$D\widehat{\theta} = \int_{\mathbb{R}^n} (\widehat{\theta}(\vec{x}) - \theta)^2 f(\vec{x}, \theta) d\vec{x}$$

та

$$I_n(\theta) = \int_{\mathbb{R}^n} \frac{\left(\frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{x}, \theta)\right)^2}{f(\vec{x}, \theta)} d\vec{x}$$

(див. доведення Лема 1) отримуємо (4).

Оскільки знак рівності в (4) еквівалентно знаку рівності у нерівності Коші-Буняковського, отримуємо, що

$$(\widehat{\theta}(\vec{x}) - \theta) \sqrt{f(\vec{x}, \theta)}$$

та

$$\frac{\frac{\partial}{\partial \theta} f(\vec{x}, \theta)}{\sqrt{f(\vec{x}, \theta)}}$$

мають бути лінійно залежними або (5) і Теорему доведено.

## 4.2. Нерівність Крамера-Рао

### Наслідок 1

Якщо  $D\widehat{\theta} = \frac{1}{I_n(\theta)}$  або виконується рівність (5), тоді  $\widehat{\theta}$  є ефективною оцінкою параметра  $\theta$ .

## 4.2. Нерівність Крамера-Рао

### Наслідок 2

Якщо  $\xi_1, \dots, \xi_n \in$  н.о.р.в.в. із щільністю  $g(x, \theta)$ , тоді

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

де  $I(\theta) = E\left(\frac{\partial}{\partial\theta} \ln g(\xi_1; \theta)\right)^2 = -E\frac{\partial^2}{\partial\theta^2} \ln g(\xi_1; \theta)$ .

Доведення випливає безпосередньо з того, що функція вірогідності в цьому випадку має вигляд

$$f(x_1, \dots, x_n; \theta) = \prod_{j=1}^n g(x_j; \theta).$$

## 4.2. Нерівність Крамера-Рао

### Зауваження 2

Якщо  $\xi_1, \dots, \xi_n$  є вибіркою із дискретного розподілу, то всі попередні міркування залишаються вірними, якщо щільність розподілу замінити ймовірностями, а замість інтегрування за мірою Лебега розглядати підсумовування (інтегрування за рахуючою мірою).

### Зауваження 3

Нерівність Крамера-Рао можна перенести на багатовимірний випадок:

$$E(\widehat{\theta} - \theta)(\widehat{\theta} - \theta)^T \geq I_n^{-1}(\theta),$$

де кількість інформації за Фішером

$$I_n(\theta) = - \left( E \frac{\partial^2}{\partial \theta_i \partial \theta_j} \ln f(\vec{\xi}; \theta) \right)_{i,j=1}^q$$

Дякуємо за увагу!