

# Глава. Состоятельность оценок. Эндогенность

## 1. Элементы теории

**Определение.** Последовательность случайных величин  $(X_n)_{n=1}^{\infty}$  *сходится по вероятности* к случайной величине  $X$ , если для любого  $\varepsilon > 0$  имеет место

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(\{|X_n - X| > \varepsilon\}) = 0.$$

Для сходимости по вероятности используют два основных обозначения: 1)  $X_n \xrightarrow{\mathbb{P}} X$  при  $n \rightarrow \infty$ , 2)  $\text{plim}_{n \rightarrow \infty} X_n = X$ .

**Определение.** Пусть  $\Theta$  — множество допустимых значений неизвестного параметра  $\theta$ . Оценка  $\hat{\theta}_n$  называется *состоятельной оценкой* неизвестного параметра  $\theta \in \Theta$ , если для любого  $\theta \in \Theta$  имеет место  $\hat{\theta}_n \xrightarrow{\mathbb{P}} \theta$  при  $n \rightarrow \infty$ .

**Теорема (достаточное условие состоятельности оценки).** Если

1)  $\forall \theta \in \Theta: \mathbb{E}[\hat{\theta}_n] \rightarrow \theta$  при  $n \rightarrow \infty$ ,

2)  $\forall \theta \in \Theta: D[\hat{\theta}_n] \rightarrow 0$  при  $n \rightarrow \infty$ ,

то  $\hat{\theta}_n \xrightarrow{\mathbb{P}} \theta$  при  $n \rightarrow \infty$ , т.е. оценка  $\hat{\theta}_n$  является состоятельной.

**Теорема (Служкий).** Если (борелевская) функция  $g: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  непрерывна в точке  $(a, b) \in \mathbb{R}^2$  и  $X_n \xrightarrow{\mathbb{P}} a$ ,  $Y_n \xrightarrow{\mathbb{P}} b$ , то  $g(X_n, Y_n) \xrightarrow{\mathbb{P}} g(a, b)$ .

Непосредственно из теоремы Служкого вытекают следствия:

- если  $X_n \xrightarrow{\mathbb{P}} a \in \mathbb{R}$ , то для любой константы  $c \in \mathbb{R}$  имеет место  $c \cdot X_n \xrightarrow{\mathbb{P}} c \cdot a$ ;
- если  $X_n \xrightarrow{\mathbb{P}} a \in \mathbb{R}$  и  $Y_n \xrightarrow{\mathbb{P}} b \in \mathbb{R}$ , то  $X_n + Y_n \xrightarrow{\mathbb{P}} a + b$ ;
- если  $X_n \xrightarrow{\mathbb{P}} a \in \mathbb{R}$  и  $Y_n \xrightarrow{\mathbb{P}} b \in \mathbb{R}$ , то  $X_n Y_n \xrightarrow{\mathbb{P}} ab$ ;
- если  $X_n \xrightarrow{\mathbb{P}} a \in \mathbb{R}$ ,  $Y_n \xrightarrow{\mathbb{P}} b \in \mathbb{R}$  и  $b \neq 0$ , то  $X_n / Y_n \xrightarrow{\mathbb{P}} a / b$ ;
- если (борелевская) функция  $g: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  непрерывна в точке  $a \in \mathbb{R}$  и  $X_n \xrightarrow{\mathbb{P}} a$ , то  $g(X_n) \xrightarrow{\mathbb{P}} g(a)$ .

**Закон больших чисел (Хинчин).** Если  $(X_n)_{n=1}^{\infty}$  — последовательность независимых одинаково распределенных случайных величин с конечными математическими ожиданиями, то  $\bar{X}_n \xrightarrow{\mathbb{P}} \mathbb{E}[X_i]$  при  $n \rightarrow \infty$ , где  $\bar{X}_n := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ .

**Определение.** Пусть регрессионная модель записана в матричной форме  $Y = X\beta + \varepsilon$ . Говорят, что в модели имеется *эндогенность*, если  $\mathbb{E}[\varepsilon | X] \neq 0$ .

В частности, в модели есть эндогенность, если существуют  $s$ ,  $t$  и  $j$ , такие, что  $\text{cov}(X_{sj}, \varepsilon_t) \neq 0$ .

## 2. Задачи

**Задача 1.** Рассматривается линейная регрессия  $Y_i = \alpha + \varepsilon_i$ , в которой случайные ошибки  $(\varepsilon_i)_{i=1}^\infty$  являются независимыми случайными величинами с нулевым математическим ожиданием и дисперсией  $\sigma^2$ . Является ли в этом случае МНК-оценка

$\hat{\alpha}_n := \frac{\sum_{i=1}^n Y_i}{n}$  состоятельной оценкой неизвестного параметра  $\alpha$ ?

**Решение.** Имеем:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\hat{\alpha}_n] &= \frac{\sum_{i=1}^n \mathbb{E}[Y_i]}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha}{n} = \frac{n\alpha}{n} = \alpha \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \alpha, \\ D(\hat{\alpha}_n) &= \frac{\sum_{i=1}^n D(Y_i)}{n^2} = \frac{\sum_{i=1}^n D(\varepsilon_i)}{n^2} = \frac{\sum_{i=1}^n \sigma^2}{n^2} = \frac{n\sigma^2}{n^2} = \frac{\sigma^2}{n} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0.\end{aligned}$$

В силу достаточного условия состоятельности оценок, оценка  $\hat{\alpha}_n$  является состоятельной.

□

**Задача 2.** Рассматривается линейная регрессия  $Y_i = \beta x_i + \varepsilon_i$ , которая удовлетворяет следующим условиям:

- 1)  $(\varepsilon_i)_{i=1}^\infty$  — независимые случайные величины с нулевым математическим ожиданием и дисперсией  $\sigma^2$ ,
- 2)  $(x_i)_{i=1}^\infty$  — известные числа,
- 3)  $\sum_{i=1}^\infty x_i^2 = \infty$ .

Является ли в этом случае МНК-оценка  $\hat{\beta}_n := \frac{\sum_{i=1}^n x_i Y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2}$  состоятельной оценкой

неизвестного параметра  $\beta$ ?

**Решение.** Имеем:

$$\begin{aligned}\mathbb{E}[\hat{\beta}_n] &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i \mathbb{E}[Y_i]}{\sum_{i=1}^n x_i^2} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \beta x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2} = \beta \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \beta, \\ D(\hat{\beta}_n) &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 D(Y_i)}{\left(\sum_{i=1}^n x_i^2\right)^2} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 D(\varepsilon_i)}{\left(\sum_{i=1}^n x_i^2\right)^2} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 \sigma^2}{\left(\sum_{i=1}^n x_i^2\right)^2} = \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n x_i^2} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0.\end{aligned}$$

В силу достаточного условия состоятельности оценок, оценка  $\hat{\beta}_n$  является состоятельной.

□

**Задача 3\*.** Рассматривается линейная регрессия  $Y_i = \beta X_i + \varepsilon_i$ , которая удовлетворяет следующим условиям:

- 1)  $(X_i, \varepsilon_i)$ ,  $i \in \mathbb{N}$ , — независимые одинаково распределенные случайные векторы,
- 2)  $0 < \mathbb{E}[X_i^2] < \infty$ ,  $\mathbb{E}[\varepsilon_i^2] < \infty$ ,  $\mathbb{E}[\varepsilon_i] = 0$ ,  $i \in \mathbb{N}$ ,
- 3)  $\text{cov}(X_i, \varepsilon_i) = C$ ,  $i \in \mathbb{N}$ .

Рассматривается МНК-оценка  $\hat{\beta}_n := \frac{\sum_{i=1}^n X_i Y_i}{\sum_{i=1}^n X_i^2}$  неизвестного параметра  $\beta$ . Является ли  $\hat{\beta}_n$

состоятельной оценкой при  $C \neq 0$ ? А при  $C = 0$ ?

**Решение.** Заметим, что последовательность  $Z_i := X_i Y_i$ ,  $i \in \mathbb{N}$ , является последовательностью независимых одинаково распределенных случайных величин, имеющих конечные математические ожидания. В самом деле, одинаковая распределенность случайных величин  $Z_i$  вытекает из одинаковой распределенности случайных векторов  $(X_i, \varepsilon_i)$  и представимости случайных величин  $Z_i = g(X_i, \varepsilon_i)$  через векторы  $(X_i, \varepsilon_i)$  с помощью одной и той же функции  $g(x, \varepsilon) = \beta x^2 + x\varepsilon$ . Конечность математических ожиданий вытекает из следующей цепочки оценок

$$\begin{aligned} \mathbb{E}|X_i Y_i| &\leq |\beta| \mathbb{E}[X_i^2] + \mathbb{E}|X_i \varepsilon_i| \stackrel{\text{неравенство Коши-Буняковского}}{\leq} \\ &\leq |\beta| \underbrace{\mathbb{E}[X_i^2]}_{< \infty} + \underbrace{\sqrt{\mathbb{E}[X_i^2]}}_{< \infty} \underbrace{\sqrt{\mathbb{E}[\varepsilon_i^2]}}_{< \infty} < \infty, \end{aligned}$$

при выводе которой мы воспользовались неравенством Коши-Буняковского

$\mathbb{E}|\xi\eta| \leq \sqrt{\mathbb{E}[\xi^2]} \sqrt{\mathbb{E}[\eta^2]}$ , где  $\xi$  и  $\eta$  — произвольные случайные величины, имеющие конечные вторые начальные моменты:  $\mathbb{E}[\xi^2] < \infty$  и  $\mathbb{E}[\eta^2] < \infty$ . Тогда в силу закона больших чисел в форме Хинчина имеем:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i Y_i \xrightarrow{\mathbb{P}} \mathbb{E}[X_i Y_i] \quad \text{при } n \rightarrow \infty. \quad (1*)$$

Далее, легко видеть, что последовательность  $X_i^2$ ,  $i \in \mathbb{N}$ , является последовательностью независимых одинаково распределенных случайных величин, имеющих конечные математические ожидания. Стало быть, в силу закона больших чисел в форме Хинчина:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 \xrightarrow{\mathbb{P}} \mathbb{E}[X_i^2] \quad \text{при } n \rightarrow \infty. \quad (2*)$$

Тогда из (1\*), (2\*) и теоремы Slutsky получаем, что

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_n &= \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i Y_i}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2} \xrightarrow{\mathbb{P}} \frac{\mathbb{E}[X_i Y_i]}{\mathbb{E}[X_i^2]} = \\ &= \frac{\beta \mathbb{E}[X_i^2] + \mathbb{E}[X_i \varepsilon_i]}{\mathbb{E}[X_i^2]} = \frac{\beta \mathbb{E}[X_i^2] + \text{cov}(X_i, \varepsilon_i)}{\mathbb{E}[X_i^2]} = \beta + \frac{C}{\mathbb{E}[X_i^2]}. \end{aligned}$$

Стало быть, при  $C \neq 0$  оценка  $\hat{\beta}_n$  не является состоятельной, а при  $C = 0$  является состоятельной.  $\square$

**Задача 4\*.** Рассматривается линейная регрессия  $Y_i = \alpha + \beta X_i + \varepsilon_i$ , которая удовлетворяет следующим условиям:

- 1)  $(X_i, \varepsilon_i)$ ,  $i \in \mathbb{N}$ , — независимые одинаково распределенные случайные векторы,
- 2)  $0 < \mathbb{E}[X_i^2] < \infty$ ,  $\mathbb{E}[\varepsilon_i^2] < \infty$ ,  $\mathbb{E}[\varepsilon_i] = 0$ ,  $i \in \mathbb{N}$ ,
- 3)  $\text{cov}(X_i, \varepsilon_i) = C$ ,  $i \in \mathbb{N}$ .

Рассматриваются две МНК-оценки  $\hat{\beta}_n := \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)(Y_i - \bar{Y}_n)}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2}$  и  $\hat{\alpha}_n = \bar{Y}_n - \hat{\beta}_n \bar{X}_n$  для

неизвестных параметров  $\beta$  и  $\alpha$  соответственно.

(а) Является ли  $\hat{\beta}_n$  состоятельной оценкой при  $C \neq 0$ ? А при  $C = 0$ ?

(б) Является ли  $\hat{\alpha}_n$  состоятельной оценкой при  $C \neq 0$ ? А при  $C = 0$ ?

**Решение.** (а) Предварительно заметим, что

$$\begin{aligned}\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)(Y_i - \bar{Y}_n) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i Y_i - \bar{X}_n \bar{Y}_n, \\ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - (\bar{X}_n)^2.\end{aligned}$$

Далее, обратим внимание на то, что последовательность  $Z_i := X_i Y_i$ ,  $i \in \mathbb{N}$ , является последовательностью независимых одинаково распределенных случайных величин, имеющих конечные математические ожидания. В самом деле, одинаковая распределенность случайных величин  $Z_i$  вытекает из одинаковой распределенности случайных векторов  $(X_i, \varepsilon_i)$  и представимости случайных величин  $Z_i = g(X_i, \varepsilon_i)$  через векторы  $(X_i, \varepsilon_i)$  с помощью одной и той же функции  $g(x, \varepsilon) = \alpha x + \beta x^2 + x\varepsilon$ . Конечность математических ожиданий вытекает из следующей цепочки оценок

$$\begin{aligned}\mathbb{E}|X_i Y_i| &\leq |\alpha| \mathbb{E}|X_i \cdot 1| + |\beta| \mathbb{E}[X_i^2] + \mathbb{E}|X_i \varepsilon_i| \stackrel{\text{неравенство Коши–Буняковского}}{\leq} \\ &\leq |\alpha| \underbrace{\sqrt{\mathbb{E}[X_i^2]}}_{< \infty} \underbrace{\sqrt{\mathbb{E}[1^2]}}_{=1 < \infty} + |\beta| \underbrace{\mathbb{E}[X_i^2]}_{< \infty} + \underbrace{\sqrt{\mathbb{E}[X_i^2]}}_{< \infty} \underbrace{\sqrt{\mathbb{E}[\varepsilon_i^2]}}_{< \infty} < \infty,\end{aligned}$$

при выводе которой мы два раза воспользовались неравенством Коши–Буняковского  $\mathbb{E}|\xi\eta| \leq \sqrt{\mathbb{E}[\xi^2]} \sqrt{\mathbb{E}[\eta^2]}$ , где  $\xi$  и  $\eta$  — произвольные случайные величины, имеющие конечные вторые начальные моменты:  $\mathbb{E}[\xi^2] < \infty$  и  $\mathbb{E}[\eta^2] < \infty$ . Тогда в силу закона больших чисел в форме Хинчина имеем:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i Y_i \xrightarrow{\mathbb{P}} \mathbb{E}[X_i Y_i] \quad \text{при } n \rightarrow \infty. \quad (1*)$$

Легко видеть, что последовательность  $X_i^2$ ,  $i \in \mathbb{N}$ , является последовательностью независимых одинаково распределенных случайных величин, имеющих конечные математические ожидания. Стало быть, в силу закона больших чисел в форме Хинчина:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 \xrightarrow{\mathbb{P}} \mathbb{E}[X_i^2] \quad \text{при } n \rightarrow \infty. \quad (2*)$$

Непосредственно из закона больших чисел в форме Хинчина вытекает, что

$$\bar{X}_n \xrightarrow{\mathbb{P}} \mathbb{E}[X_i] \quad \text{и} \quad \bar{Y}_n \xrightarrow{\mathbb{P}} \mathbb{E}[Y_i] \quad \text{при } n \rightarrow \infty. \quad (3*)$$

Тогда из (1\*)–(3\*) и теоремы Slutsky получаем, что

$$\begin{aligned}\hat{\beta}_n &= \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i Y_i - \bar{X}_n \bar{Y}_n}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - (\bar{X}_n)^2} \xrightarrow{\mathbb{P}} \frac{\mathbb{E}[X_i Y_i] - \mathbb{E}X_i \mathbb{E}Y_i}{\mathbb{E}[X_i^2] - [\mathbb{E}X_i]^2} = \\ &= \frac{\text{cov}(X_i, Y_i)}{D(X_i)} = \frac{\text{cov}(X_i, \alpha + \beta X_i + \varepsilon_i)}{D(X_i)} = \\ &= \frac{\beta D(X_i) + \text{cov}(X_i, \varepsilon_i)}{D(X_i)} = \beta + \frac{C}{D(X_i)}.\end{aligned} \quad (4*)$$

Стало быть, при  $C \neq 0$  оценка  $\hat{\beta}_n$  не является состоятельной, а при  $C = 0$  является состоятельной.

(b) Из формулы (4\*) и теоремы Slutsky получаем, что

$$\begin{aligned}\hat{\alpha}_n &= \bar{Y}_n - \hat{\beta}_n \bar{X}_n \rightarrow \mathbb{E}[Y_i] - \left( \beta + \frac{C}{D(X_i)} \right) \mathbb{E}[X_i] = \\ &= \alpha + \beta \mathbb{E}[X_i] - \left( \beta + \frac{C}{D(X_i)} \right) \mathbb{E}[X_i] = \alpha - \frac{C \mathbb{E}[X_i]}{D(X_i)}.\end{aligned}$$

Значит, при  $C \neq 0$  и  $\mathbb{E}[X_i] \neq 0$  оценка  $\hat{\alpha}_n$  не является состоятельной, а при  $C = 0$  или при  $\mathbb{E}[X_i] = 0$  оценка  $\hat{\alpha}_n$  является состоятельной.  $\square$

**Задача 5\*.** Рассматривается линейная регрессия  $Y_i = \alpha + \beta t + \varepsilon_i$ , в которой случайные ошибки  $(\varepsilon_i)_{i=1}^{\infty}$  являются независимыми случайными величинами с нулевым математическим ожиданием и дисперсией  $\sigma^2$ . Являются ли МНК-оценки  $\hat{\alpha}_n$  и  $\hat{\beta}_n$  состоятельными оценками неизвестных параметров  $\alpha$  и  $\beta$  соответственно?

**Решение.** Запишем уравнение регрессии в матричной форме  $Y = X\theta + \varepsilon$ , где

$$Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & n \end{bmatrix}, \quad \theta := \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}, \quad \varepsilon = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}.$$

Рассмотрим МНК-оценку  $\hat{\theta}_n = (X^T X)^{-1} X^T Y$ . Ясно, что первая и вторая координаты вектора  $\hat{\theta}_n$  равны  $\hat{\alpha}_n$  и  $\hat{\beta}_n$  соответственно. Имеем:

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \begin{bmatrix} \hat{\alpha}_n \\ \hat{\beta}_n \end{bmatrix} &= \mathbb{E}[\hat{\theta}_n] = \mathbb{E}[(X^T X)^{-1} X^T Y] = (X^T X)^{-1} X^T \mathbb{E}[Y] = \\ &= (X^T X)^{-1} X^T \mathbb{E}[X\theta + \varepsilon] = (X^T X)^{-1} X^T X\theta = \theta = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

Следовательно,  $\mathbb{E}[\hat{\alpha}_n] = \alpha$  и  $\mathbb{E}[\hat{\beta}_n] = \beta$ . Далее, используя свойства ковариационных матриц, а также формулы  $(AB)^T = B^T A^T$  и  $(A^{-1})^T = (A^T)^{-1}$ , получаем, что

$$\begin{aligned} V \begin{bmatrix} \hat{\alpha}_n \\ \hat{\beta}_n \end{bmatrix} &= V(\hat{\theta}_n) = V((X^T X)^{-1} X^T Y) = \\ &= (X^T X)^{-1} X^T V(Y) (X^T X)^{-1} X^T = \\ &= (X^T X)^{-1} X^T V(Y) (X^T)^T (X^T X)^{-1} = \\ &= (X^T X)^{-1} X^T V(Y) X (X^T X)^{-1} = \\ &= (X^T X)^{-1} X^T V(Y) X (X^T (X^T)^T)^{-1} = \\ &= (X^T X)^{-1} X^T V(Y) X (X^T X)^{-1} = \\ &= (X^T X)^{-1} X^T V(X\theta + \varepsilon) X (X^T X)^{-1} = \\ &= (X^T X)^{-1} X^T V(\varepsilon) X (X^T X)^{-1} = \\ &= (X^T X)^{-1} X^T \sigma^2 I X (X^T X)^{-1} = \\ &= \sigma^2 (X^T X)^{-1} \underbrace{X^T X}_{(X^T X)} (X^T X)^{-1} = \sigma^2 (X^T X)^{-1}. \end{aligned}$$

В нашем случае  $X^T X = \begin{bmatrix} n & \sum_{t=1}^n t \\ \sum_{t=1}^n t & \sum_{t=1}^n t^2 \end{bmatrix}$ . Стало быть,

$$(X^T X)^{-1} = \frac{1}{n \sum_{t=1}^n t^2 - \left( \sum_{t=1}^n t \right)^2} \begin{bmatrix} \sum_{t=1}^n t^2 & -\sum_{t=1}^n t \\ -\sum_{t=1}^n t & n \end{bmatrix}.$$

Значит,

$$D(\hat{\alpha}_n) = \sigma^2 \frac{\sum_{t=1}^n t^2}{n \sum_{t=1}^n t^2 - \left( \sum_{t=1}^n t \right)^2} \quad \text{и} \quad D(\hat{\beta}_n) = \sigma^2 \frac{n}{n \sum_{t=1}^n t^2 - \left( \sum_{t=1}^n t \right)^2}.$$

Покажем, что  $D(\hat{\alpha}_n) \rightarrow 0$  и  $D(\hat{\beta}_n) \rightarrow 0$  при  $n \rightarrow \infty$ . Для этого нам потребуются известные из школьного курса алгебры формулы

$$1 + 2 + \dots + n = \frac{n(n+1)}{2} \quad \text{и} \quad 1^2 + 2^2 + \dots + n^2 = \frac{n(n+1)(2n+1)}{6}.$$

Имеем:

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} D(\hat{\alpha}_n) &= \sigma^2 \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\sum_{t=1}^n t^2}{n \sum_{t=1}^n t^2 - \left( \sum_{t=1}^n t \right)^2} = \\ &= \sigma^2 \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\frac{n(n+1)(2n+1)}{6}}{n \frac{n(n+1)(2n+1)}{6} - \left( \frac{n(n+1)}{2} \right)^2} \stackrel{\text{делим числитель и знаменатель на } n^4}{=} \\ &= \sigma^2 \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\frac{1}{6} \frac{1}{n} \frac{n+1}{n} \frac{2n+1}{n}}{\frac{1}{6} \frac{1}{n} \frac{n+1}{n} \frac{2n+1}{n} - \frac{1}{4} \frac{(n+1)^2}{n^2}} = \\ &= \sigma^2 \frac{\frac{1}{6} \times 0 \times 1 \times 2}{\frac{1}{6} \times 1 \times 2 - \frac{1}{4} \times 1} = 0; \\ \lim_{n \rightarrow \infty} D(\hat{\beta}_n) &= \sigma^2 \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n}{n \sum_{t=1}^n t^2 - \left( \sum_{t=1}^n t \right)^2} = \\ &= \sigma^2 \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n}{n \frac{n(n+1)(2n+1)}{6} - \left( \frac{n(n+1)}{2} \right)^2} \stackrel{\text{делим числитель и знаменатель на } n^4}{=} \\ &= \sigma^2 \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\frac{1}{n^3}}{\frac{1}{6} \frac{1}{n} \frac{n+1}{n} \frac{2n+1}{n} - \frac{1}{4} \frac{(n+1)^2}{n^2}} = \\ &= \sigma^2 \frac{0}{\frac{1}{6} \times 1 \times 2 - \frac{1}{4} \times 1} = 0. \end{aligned}$$

Таким образом, мы показали, что  $\mathbb{E}[\hat{\alpha}_n] = \alpha$ ,  $\mathbb{E}[\hat{\beta}_n] = \beta$ ,  $D(\hat{\alpha}_n) \rightarrow 0$ ,  $D(\hat{\beta}_n) \rightarrow 0$  при

$n \rightarrow \infty$ . В силу достаточного условия состоятельности это означает, что  $\hat{\alpha}_n$  и  $\hat{\beta}_n$  являются состоятельными оценками параметров  $\alpha$  и  $\beta$  соответственно.  $\square$