

## Решения

### Решение 7.1

Временной ряд  $\{X_t\}_{t=-\infty}^{+\infty}$  со свойством  $\mathbb{E}[X_t] < \infty$  называется линейным (или имеет свойство линейной регрессии), если для всех  $s \geq 0$  выполнено

$$\mathbb{E}[X_{t+s}|X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-k}] = \alpha_1 X_{t-1} + \alpha_2 X_{t-2} + \dots + \alpha_k X_{t-k},$$

то есть если матожидания  $X_t$ , условные на конечном количестве прошлых  $X$ -ов, линейны. Покажите с помощью контрпримера, что линейность временного ряда – не то же самое, что требование линейности условного матожидания на всей предыстории  $\mathbb{E}[X_{t+s}|X_{t-1}, X_{t-2}, \dots]$ .

Подобный контрпример приводит Salih Neftci (1991, сноска 5). Пусть последовательность  $\epsilon_t$  состоит из независимых одинаково распределенных элементов, причем  $\epsilon_t = -1$  с вероятностью  $\frac{2}{3}$  и  $\epsilon_t = 2$  с вероятностью  $\frac{1}{3}$ . Построим процесс  $X_t$  как  $X_t = \epsilon_t + \frac{1}{2}\epsilon_{t-1}$ . Этот процесс имеет представление в виде бесконечного бегущего среднего, и, следовательно, является линейным по всем прошлым  $X_t$ . В то же время  $\mathbb{E}[X_t|X_{t-1}]$  не может быть линейным по  $X_{t-1}$ . Действительно, можно рассчитать, что  $\mathbb{E}[X_t|X_{t-1} = 0] = -\frac{1}{2}$ , в то время как из линейности следовало бы  $\mathbb{E}[X_t|X_{t-1} = 0] = 0$ .

### Решение 7.2

Предположим, что

$$y_i = \alpha + \beta x_i + u_i,$$

где  $u_i$  независимо и одинаково распределены, причем  $\mathbb{E}[u_i] = 0$ ,  $\mathbb{E}[u_i^2] = \sigma^2$  и  $\mathbb{E}[u_i^3] = \nu$ , в то время как регрессор  $x_i$  детерминистически ужимается:  $x_i = \rho^i$ , где  $\rho \in (0, 1)$ . Пусть размер выборки равен  $n$ . Выясните асимптотическое поведение МНК-оценок  $(\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\sigma}^2)$  для  $(\alpha, \beta, \sigma^2)$  по мере того как  $n \rightarrow \infty$ .

МНК-оценки имеют вид

$$\hat{\beta} = \frac{n^{-1} \sum_i y_i x_i - (n^{-1} \sum_i y_i)(n^{-1} \sum_i x_i)}{n^{-1} \sum_i x_i^2 - (n^{-1} \sum_i x_i)^2}, \quad \hat{\alpha} = \frac{1}{n} \sum_i y_i - \hat{\beta} \cdot \frac{1}{n} \sum_i x_i \quad (1)$$

и

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_i \hat{\epsilon}_i^2.$$

Рассмотрим сначала  $\hat{\beta}$ . Из (1) и модели следует, что

$$\begin{aligned} \hat{\beta} &= \frac{n^{-1} \sum_i (\alpha + \beta x_i + u_i) x_i - n^{-2} \sum_i (\alpha + \beta x_i + u_i) \sum_i x_i}{n^{-1} \sum_i x_i^2 - n^{-2} (\sum_i x_i)^2} \\ &= \beta + \frac{n^{-1} \sum_i \rho^i u_i - n^{-2} \sum_i u_i \sum_i \rho^i}{n^{-1} \sum_i \rho^{2i} - n^{-2} (\sum_i \rho^i)^2} = \beta + \frac{\sum_i \rho^i u_i - \frac{\rho(1-\rho^n)}{1-\rho} n^{-1} \sum_i u_i}{\frac{\rho^2(1-\rho^{2n})}{1-\rho^2} - n^{-1} \left(\frac{\rho(1-\rho^n)}{1-\rho}\right)^2}, \end{aligned}$$

что сходится к

$$\beta + \frac{1-\rho^2}{\rho^2} \text{plim}_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^n \rho^i u_i,$$

при условии, что случайная величина  $\xi \equiv \text{plim} \sum_i \rho^i u_i$  существует. Ее моменты находятся как  $\mathbb{E}[\xi] = 0$ ,  $\mathbb{E}[\xi^2] = \sigma^2 \frac{\rho^2}{1-\rho^2}$  and  $\mathbb{E}[\xi^3] = \nu \frac{\rho^3}{1-\rho^3}$ . Следовательно,

$$\hat{\beta} - \beta \xrightarrow{d} \frac{1-\rho^2}{\rho^2} \xi. \quad (2)$$

Теперь взглянем на  $\hat{\alpha}$ . Опять же, из (1) и модели видно, что

$$\hat{\alpha} = \alpha + (\beta - \hat{\beta}) \cdot \frac{1}{n} \sum_i \rho^i + \frac{1}{n} \sum_i u_i \xrightarrow{p} \alpha,$$

где использованы (2) и ЗБЧ для среднего  $u_i$ -х. Далее,

$$\sqrt{n}(\hat{\alpha} - \alpha) = \frac{1}{\sqrt{n}}(\beta - \hat{\beta}) \frac{\rho(1 - \rho^{1+n})}{1 - \rho} + \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_i u_i = U_n + V_n.$$

В силу (2)  $U_n \xrightarrow{p} 0$ . Из ЦПТ следует, что  $V_n \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ . Все это вместе дает

$$\sqrt{n}(\hat{\alpha} - \alpha) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, \sigma^2).$$

Наконец, разберемся с  $\hat{\sigma}^2$ :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_i \hat{e}_i^2 = \frac{1}{n} \sum_i \left( (\alpha - \hat{\alpha}) + (\beta - \hat{\beta})x_i + u_i \right)^2. \quad (3)$$

Используя то, что (1)  $(\alpha - \hat{\alpha})^2 \xrightarrow{p} 0$ , (2)  $(\beta - \hat{\beta})^2/n \xrightarrow{p} 0$ , (3)  $n^{-1} \sum_i u_i^2 \xrightarrow{p} \sigma^2$ , (4)  $n^{-1} \sum_i u_i \xrightarrow{p} 0$ , (5)  $n^{-1/2} \sum_i \rho^i u_i \xrightarrow{p} 0$ , можно заключить, что

$$\hat{\sigma}^2 \xrightarrow{p} \sigma^2.$$

Далее заметим, что  $n^{-\delta}(\beta - \hat{\beta}) \xrightarrow{p} 0$  и  $n^{-\delta} \sum_i \rho^i u_i \xrightarrow{p} 0$  для любого  $\delta > 0$ . Используя ту же технику, что и ранее, можно вывести, что

$$\sqrt{n}(\hat{\sigma}^2 - \sigma^2) \overset{A}{\approx} \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_i (u_i^2 - \sigma^2),$$

поскольку остальные члены сходятся по вероятности к нулю. Используя ЦПТ, получаем

$$\sqrt{n}(\hat{\sigma}^2 - \sigma^2) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, m_4),$$

где предполагается, что  $m_4 = \mathbb{E}[u_i^4] - \sigma^4$  существует.

### Решение 7.3

Рассмотрим модель

$$y = \alpha z^2 + u, \quad z = \pi x + v,$$

где

$$\mathbb{E} \left[ \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} | x \right] = 0, \quad \mathbb{V} \left[ \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} | x \right] = \Sigma,$$

причем матрица  $\Sigma$  неизвестна. Набор троек  $\{(x_i, z_i, y_i)\}_{i=1}^n$  образует случайную выборку.

1. Рассмотрим следующий двушаговый метод оценивания. На первом шаге мы регрессируем  $z$  на  $x$  и определяем  $\hat{z} = \hat{\pi}x$ , где  $\hat{\pi}$  – МНК-оценка. На втором шаге мы регрессируем  $y$  на  $\hat{z}^2$  и получаем МНК-оценку  $\alpha$ . Покажите, что такая оценка  $\alpha$  несостоятельна.
2. Предложите метод состоятельного оценивания  $\alpha$  в духе 2ШМНК.

1. Предложенная оценка удовлетворяет

$$\tilde{\alpha} = \left( \frac{1}{n} \sum_i \hat{z}_i^4 \right)^{-1} \frac{1}{n} \sum_i \hat{z}_i^2 y_i = \left( \hat{\pi}^4 \frac{1}{n} \sum_i x_i^4 \right)^{-1} \hat{\pi}^2 \frac{1}{n} \sum_i x_i^2 y_i.$$

Известно, что  $n^{-1} \sum_i x_i^4 \xrightarrow{P} \mathbb{E}[x^4]$ ,  $n^{-1} \sum_i x_i^2 y_i = \alpha \pi^2 n^{-1} \sum_i x_i^4 + 2\alpha \pi n^{-1} \sum_i x_i^3 v_i + \alpha n^{-1} \sum_i x_i^2 v_i^2 + n^{-1} \sum_i x_i^2 u_i \xrightarrow{P} \alpha \pi^2 \mathbb{E}[x^4] + \alpha \mathbb{E}[x^2 v^2]$ , and  $\hat{\pi} \xrightarrow{P} \pi$ . Поэтому

$$\tilde{\alpha} \xrightarrow{P} \alpha + \frac{\alpha}{\pi^2} \frac{\mathbb{E}[x^2 v^2]}{\mathbb{E}[x^4]} \neq \alpha.$$

2. Поскольку регрессором является  $z^2$ , а не  $z$ , необходимо найти проекцию  $z^2$  на пространство инструментов. Заметим, что

$$\mathbb{E}[z^2|x] = \mathbb{E}[(\pi x + v)^2|x] = \pi^2 x^2 + 2\mathbb{E}[\pi x v|x] + \mathbb{E}[v^2|x] = \pi^2 x^2 + \sigma_v^2.$$

Следовательно, на первом шаге мы должны прорегрессировать  $z^2$  на  $x^2$  с константой и построить  $\hat{z}_i^2 = \pi^2 x_i^2 + \hat{\sigma}_v^2$ , а на втором шаге прорегрессировать  $y$  на  $\hat{z}^2$ . Состоятельность такой оценки следует из теории 2ШМНК.

## Список литературы

Neftci, S.N. (1991). Naive trading rules in financial markets and Wiener-Kolmogorov prediction theory: A study of "technical analysis." *Journal of Business* 64, 549–571.