

# Спецкурс "Большие уклонения"

Шкляев А.В.

6 декабря 2018 г.

# Глава 1

## Применения теоремы Гартнера-Эллиса

### 1.1 Применения теоремы Гартнера-Эллиса

#### 1.1.1 Редкие события в случайном блуждании

Пусть  $S_n$  — случайное блуждание,

$$R_m = \max \left\{ l - k : 0 \leq k < l \leq m, \frac{S_l - S_k}{l - k} \in A \right\}, \quad T_r = \inf \left\{ l : \exists k \leq l - r : \frac{S_l - S_k}{l - k} \in A \right\}.$$

**Теорема 1.** Пусть  $A$  таково, что существует положительный предел

$$I_A = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \ln \mathbf{P}(S_n/n \in A).$$

Тогда

$$\lim_{m \rightarrow \infty} \frac{\ln R_m}{m} = \lim_{r \rightarrow \infty} \frac{r}{\ln T_r} = \frac{1}{I_A}.$$

*Доказательство.* Заметим, что

$$\mathbf{P}(T_r \leq m) = \sum_{k=0}^{m-1} \sum_{l=k+r}^{\infty} \mathbf{P} \left( \frac{S_l - S_k}{l - k} \in A \right) = m \sum_{n=r}^{\infty} \mathbf{P} \left( \frac{S_n}{n} \in A \right).$$

При этом

$$\mathbf{P} \left( \frac{S_n}{n} \in A \right) \leq \exp(-(I_A - \varepsilon)n),$$

откуда

$$\sum_{r=1}^{\infty} \mathbf{P}(T_r \leq \exp(r(I_A - 2\varepsilon))) \leq \sum_{r=1}^{\infty} \exp(r(I_A - 2\varepsilon)) \frac{\exp(-(I_A - \varepsilon)r)}{1 - \exp(-(I_A - \varepsilon))} = \sum_{r=1}^{\infty} \frac{\exp(-\varepsilon r)}{1 - \exp(-(I_A - \varepsilon))} < \infty.$$

Следовательно, по лемме Борели-Кантелли с вероятностью единица выполнено лишь конечное число  $T_r \leq \exp(r(I_A - 2\varepsilon))$ , т.е.

$$\liminf \frac{\ln T_r}{r} \geq I_A.$$

Для оценки снизу используем неравенство

$$\mathbf{P}(T_r \leq m) \geq \mathbf{P} \left( \bigcup_{l=1}^{\lfloor m/r \rfloor} \frac{S_{lr} - S_{(l-1)r}}{r} \in A \right),$$

откуда

$$\mathbf{P}(T_r > m) \leq \exp(-\lfloor m/r \rfloor \mathbf{P}(S_r/r \in A)).$$

Следовательно,

$$\sum_{r=1}^{\infty} \mathbf{P}(T_r > \exp(r(I_A + \varepsilon))) < \infty$$

и по лемме Бореля-Кантелли имеем требуемое.  $\square$

## 1.1.2 Малые и умеренные уклонения

Достаточно очевидно, что если мы вместо  $n$  везде поставим какую-либо другую целочисленную последовательность  $1/a_n \rightarrow \infty$ , то получим аналогичный результат с условием

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{a_n} \ln R_{Z_n}(a_n h) \rightarrow \ln R(h),$$

и результатом, где  $n$  будет заменена на  $a_n$ . Вопрос сведения одного к другому есть просто вопрос перепараметризации  $Z_n$  в виде  $Z_{a_n}$ . Да и целочисленность здесь не столь важна, поскольку замена  $a_n$  на  $[a_n]$  не меняет ни условия, ни утверждения. С помощью этого нехитрого рассуждения удастся получить теорему об умеренных уклонениях:

**Теорема 2.** Пусть  $X_i$  — н.о.р. случайные векторы,  $\mathbf{E}X_1 = 0$ ,  $\Sigma_{X_1}$  — матрица ковариации  $X_1$  обратима,  $R(h)$  конечна в некоторой окрестности нуля. Тогда  $Z_n = \frac{1}{\sqrt{na_n}} S_n$ ,  $a_n \rightarrow \infty$ ,  $a_n = o(n)$  удовлетворяет

$$-\frac{1}{2} \inf_{A_{int}} \tilde{\Lambda}(\theta) \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{a_n} \ln \mathbf{P}(Z_n \in A) \leq \limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{a_n} \ln \mathbf{P}(Z_n \in A) \leq -\frac{1}{2} \inf_{A} \tilde{\Lambda}(\theta),$$

с  $\tilde{\Lambda}(\theta) = (\theta, \Sigma^{-1}\theta)$ .

*Доказательство.* Положим  $R(h) = e^{(h, \Sigma h)/2}$ . Тогда

$$\Lambda(\theta) = \sup((h, \theta) - (h, \Sigma h)/2) = -(\theta, \Sigma^{-1}\theta)/2,$$

поскольку максимум достигается при  $((h, \theta) - (h, \Sigma h)/2)' = \theta - \Sigma h = 0$ . Таким образом, нам достаточно доказать, что

$$\lim_{n \rightarrow \infty} a_n \ln R_{Z_n}(a_n^{-1} h) \rightarrow \ln R(h) = (h, \Sigma h)/2.$$

При этом

$$\ln R_{Z_n}(a_n^{-1} h) = \ln \mathbf{E} e^{(S_n, h) a_n^{-1/2} n^{-1/2}} = n \ln R_{X_1}(h(na_n)^{-1/2}).$$

Но для  $b_n = (na_n)^{-1/2} \rightarrow 0$

$$R_{X_1}(hb_n) = 1 + (R'_{X_1}(0), h)b_n + \frac{(R''_{X_1}(0)h, h)}{2} b_n^2 + O(b_n^3),$$

где  $R'_{X_1}(0) = \vec{0}$ ,  $R''_{X_1}(0) = \Sigma$ , откуда

$$\ln R_{X_1}(hb_n) = \ln \left( 1 + \frac{(R''_{X_1}(0)h, h)}{2} b_n^2 + O(b_n^3) \right) = O(b_n^3) + \frac{(\Sigma h, h) b_n^2}{2}.$$

Следовательно,

$$na_n \ln R_{X_1}(h(na_n)^{-1/2}) \rightarrow (\Sigma h, h)/2,$$

что и требовалось доказать.  $\square$

**Пример 10.1.** Рассмотрим скалярные  $X_i$ ,  $\mathbf{E}X_i = 0$ ,  $\mathbf{D}X_i = 1$  и поглядим на  $P(S_n \geq n^\beta x)$ ,  $x > 0$ ,  $\beta \in (1/2, 1)$ . Тогда  $\tilde{\Lambda}(\theta) = \theta^2/2$  и теорема приобретает вид

$$\lim \frac{\mathbf{P}(n^{(\alpha-1)/2} S_n \geq \theta)}{n^\alpha} = -\theta^2/2.$$

Полагая  $\alpha = 1 - 2\beta$ , имеем

$$\lim \frac{\mathbf{P}(S_n \geq n^\beta \theta)}{n^{2\beta-1}} = -\theta^2/2.$$

То есть

$$\mathbf{P}(S_n \geq n^\beta \theta) \approx e^{-\frac{n^{2\beta-1} \theta^2}{2}}.$$

Стоит отметить, что если  $S_n$  была бы  $\mathcal{N}(0, n)$ , как предлагает аппроксимировать ЦПТ, то

$$\mathbf{P}(S_n \geq n^\beta \theta) = \mathbf{P}(S_n n^{-1/2} \geq n^{\beta-1/2} \theta) \sim e^{-n^{2(\beta-1/2)} \theta^2/2} = e^{-n^{2\beta-1} \theta^2/2}$$

Таким образом, нормальная аппроксимация в ЦПТ достаточна для грубой асимптотики вероятностей  $\mathbf{P}(S_n \geq n^\beta \theta)$ . Отметим, что речь идет только о грубой асимптотике.