



МЕХАНИКО-
МАТЕМАТИЧЕСКИЙ
ФАКУЛЬТЕТ
МГУ ИМЕНИ
М.В. ЛОМОНОСОВА

teach-in
ЛЕКЦИИ УЧЕНЫХ МГУ

МАТЕМАТИЧЕСКАЯ СТАТИСТИКА. СЕМИНАРЫ

РЯДНОВА
ЕКАТЕРИНА МИХАЙЛОВНА

МЕХМАТ МГУ

КОНСПЕКТ ПОДГОТОВЛЕН
СТУДЕНТАМИ, НЕ ПРОХОДИЛ
ПРОФ. РЕДАКТУРУ И МОЖЕТ
СОДЕРЖАТЬ ОШИБКИ.
СЛЕДИТЕ ЗА ОБНОВЛЕНИЯМИ
НА [VK.COM/TEACHINMSU](https://vk.com/teachinmsu).

ЕСЛИ ВЫ ОБНАРУЖИЛИ
ОШИБКИ ИЛИ ОПЕЧАТКИ,
ТО СООБЩИТЕ ОБ ЭТОМ,
НАПИСАВ СООБЩЕСТВУ
[VK.COM/TEACHINMSU](https://vk.com/teachinmsu).



БЛАГОДАРИМ ЗА ПОДГОТОВКУ КОНСПЕКТА
ВЫПУСКНИКА ФИЗИЧЕСКОГО ФАКУЛЬТЕТА МГУ
ФИЛИПОВА ВЛАДИСЛАВА ИГОРЕВИЧА



Содержание

Семинар 1	5
Сходимости случайных величин	5
Сходимости случайных векторов	7
Закон больших чисел и центральная предельная теорема	9
Утверждения для дальнейшего использования	10
Решение задач на сходимость статистик	11
Семинар 2	14
Оценки параметров	14
Метод подстановки	14
Свойства оценок	15
Решение задач на свойства оценок	17
Семинар 3	21
Метод моментов	21
Решение задач на метод моментов	21
Метод выборочных квантилей	24
Решение задач на метод выборочных квантилей	26
Семинар 4	27
Сравнение оценок. Равномерный подход	27
Сравнение в классе несмещённых оценок с конечной дисперсией	28
Семинар 5	31
Неравенство Рао-Крамера и эффективные оценки	31
Критерий эффективности	33
Проверка условий регулярности (R)	34
Свойства эффективных оценок	35
Семинар 6	37
Многомерные оптимальные оценки	37
Многомерное неравенство Рао-Крамера	38
Семинар 7	41
Оценки максимального правдоподобия (ОМП)	41
Решение задач на оценки максимального правдоподобия	41
Условия регулярности для ОМП	44
Инвариантность ОМП относительно замены параметра	45
Семинар 8	47
Условное математическое ожидание в дискретном случае	47
Условное математическое ожидание в общем случае	48
Свойства условного математического ожидания	49
Многомерное гауссовское распределение	51

Семинар 9	53
Условное распределение	53
Решение задач на условное распределение	54
Семинар 10	56
Байесовские оценки	56
Решение задач на байесовские оценки	56
Минимаксные оценки	59
Решение задач на минимаксные оценки	59
Семинар 11	62
Достаточные статистики и оптимальные оценки	62
Решение задач на достаточные статистики и оптимальные оценки	63
Достаточные статистики и оптимальные оценки для распределений экспоненциального типа	65
Достаточные статистики и оптимальные оценки для нерегулярных распределений	67
Семинар 12	69
Доверительные интервалы	69
Метод центральной статистики	70
Доверительные интервалы для параметров гауссовской выборки	71
Оптимальный доверительный интервал	74
Семинар 13	75
Асимптотические доверительные интервалы	75
Использование состоятельной оценки для дисперсии	76
Использование преобразования, стабилизирующего дисперсию	77
Семинар 14	79
Линейная регрессия	79
Гауссовская линейная регрессия	80
Семинар 15	85
Проверка гипотез	85
Состоятельный критерий	87
Семинар 16	90
Связь доверительного оценивания и проверки гипотез	90
Решение задач на связь доверительного оценивания и проверки гипотез	90
Семинар 17	95
Нецентральные распределения	95
Стохастическая упорядоченность	96
Построение доверительного множества в модели линейной гауссовской регрессии	98

Семинар 1

Сходимости случайных величин

Пусть $\xi_n, \xi \in \mathbb{R}^1$ – случайные величины.

Определение 1.1. Говорят, что ξ_n *сходится к ξ почти наверное (с вероятностью 1)*, если

$$P(\omega: \xi_n(\omega) \rightarrow \xi(\omega)) = 1.$$

Обозначение: $\xi_n \xrightarrow{\text{п.н.}} \xi$.

Определение 1.2. Говорят, что ξ_n *сходится к ξ по вероятности*, если

$$P(\omega: |\xi_n(\omega) - \xi(\omega)| > \varepsilon) \rightarrow 0 \quad \forall \varepsilon > 0.$$

Обозначение: $\xi_n \xrightarrow{P} \xi$.

Определение 1.3. $F_\xi(x) := P(\xi \leq x)$ – *функция распределения ξ* .

Определение 1.4. $\varphi_\xi(t) := Ee^{it\xi}$ – *характеристическая функция ξ* .

Определение 1.5. Говорят, что ξ_n *сходится к ξ по распределению (слабая сходимость)*, если

- 1) $F_{\xi_n}(x) \rightarrow F_\xi(x) \quad \forall x \in C(F_\xi)$, или
- 2) $\varphi_{\xi_n}(t) \rightarrow \varphi_\xi(t) \quad \forall t \in \mathbb{R}$, или
- 3) $Eg(\xi_n) \rightarrow Eg(\xi) \quad \forall$ ограниченных непрерывных функций g .

Эти три определения сходимости по распределению эквивалентны.

Обозначение: $\xi_n \xrightarrow{d} \xi$.

Утверждение 1.1.

- 1) Если $\xi_n \xrightarrow{\text{п.н.}} \xi$, то $\xi_n \xrightarrow{P} \xi$.
- 2) Если $\xi_n \xrightarrow{P} \xi$, то $\xi_n \xrightarrow{d} \xi$.

Утверждение 1.2. Предел сходимости почти наверное определяется однозначно.

Доказательство:

Мера ω , в которых есть сходимость, равна 1. При каждом элементарном исходе ω числовая последовательность $\xi_n(\omega)$ имеет единственный предел. Значит, на множестве вероятности 1 случайная величина $\xi(\omega)$ определяется однозначно. Если существует другой предел последовательности ξ_n , сходящейся почти наверное, то он должен отличаться от ξ только на множестве меры 0. ■

Задача 1.1. Пусть $\xi_n \xrightarrow{P} \xi$ и $\xi_n \xrightarrow{P} \eta$. Доказать, что $P(\xi = \eta) = 1$.

Решение:

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P(|\xi - \eta| > \varepsilon) = P(|(\xi_n - \eta) - (\xi_n - \xi)| > \varepsilon) \leq$$

Так как $|\xi_n - \eta| + |\xi_n - \xi| \geq |(\xi_n - \eta) - (\xi_n - \xi)| > \varepsilon$, то из $|(\xi_n - \eta) - (\xi_n - \xi)| > \varepsilon$ следует, что $|\xi_n - \eta| > \frac{\varepsilon}{2}$ или $|\xi_n - \xi| > \frac{\varepsilon}{2}$.

$$\leq P\left(|\xi_n - \eta| > \frac{\varepsilon}{2}\right) + P\left(|\xi_n - \xi| > \frac{\varepsilon}{2}\right) \rightarrow 0 \quad \text{при } n \rightarrow +\infty,$$

так как $\xi_n \xrightarrow{P} \xi$ и $\xi_n \xrightarrow{P} \eta$.

Так как $P(|\xi - \eta| > \varepsilon)$ не зависит от n , то $P(|\xi - \eta| > \varepsilon) = 0$. В силу произвольности выбора $\varepsilon > 0$ получаем, что

$$P(\xi \neq \eta) = P\left(\bigcup_{k \geq 1} \left\{|\xi - \eta| > \frac{1}{k}\right\}\right) = 0.$$

Значит, $P(\xi = \eta) = 1$. □

Задача 1.2. Доказать, что $\xi_n \xrightarrow{d} C \iff \xi_n \xrightarrow{P} C$, где C – константа.

Решение:

Утверждение \Leftarrow считаем известным из утверждения (1.1).

Докажем утверждение \Rightarrow .

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P(|\xi_n - C| > \varepsilon) = 1 - P(|\xi_n - C| \leq \varepsilon) = 1 - P(C - \varepsilon \leq \xi_n \leq C + \varepsilon) \leq \\ \leq 1 - P(C - \varepsilon < \xi_n \leq C + \varepsilon) = 1 - F_{\xi_n}(C + \varepsilon) + F_{\xi_n}(C - \varepsilon) \xrightarrow{\ominus}$$

Так как $F_C(x) = 0 \quad \forall x < C$, $F_C(x) = 1 \quad \forall x \geq C$ и $\xi_n \xrightarrow{d} C$, то $F_{\xi_n}(x) \rightarrow F_C(x) \quad \forall x \neq C$. Значит, $F_{\xi_n}(C - \varepsilon) \rightarrow 0$ и $F_{\xi_n}(C + \varepsilon) \rightarrow 1$.

$$\xrightarrow{\ominus} 1 - 1 + 0 = 0.$$

Значит, $\xi_n \xrightarrow{P} C$. □

Задача 1.3. Пусть $E\xi_n \rightarrow C$ и $D\xi_n \rightarrow 0$. Доказать, что $\xi_n \xrightarrow{P} C$.

Решение:

Используя неравенство Маркова, получаем:

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P(|\xi_n - C| > \varepsilon) \leq \frac{E|\xi_n - C|^2}{\varepsilon^2} = \frac{D(\xi_n - C) + (E(\xi_n - C))^2}{\varepsilon^2} \rightarrow 0,$$

так как $D(\xi_n - C) = D\xi_n \rightarrow 0$ и $E(\xi_n - C) = E\xi_n - EC = E\xi_n - C \rightarrow C - C = 0$.

Таким образом, $\xi_n \xrightarrow{P} C$. □

Сходимости случайных векторов

Пусть $\xi_n, \xi \in \mathbb{R}^k$ – случайные векторы.

Определение 1.6. Говорят, что ξ_n *сходится к ξ почти наверное* (с вероятностью 1), если

$$P(\xi_n \rightarrow \xi) = P(|\xi_n - \xi| \rightarrow 0) = 1.$$

где $|\cdot|$ – евклидова норма.

Обозначение: $\xi_n \xrightarrow{\text{п.н.}} \xi$.

Задача 1.4. Доказать, что

$$\xi_n \xrightarrow{\text{п.н.}} \xi \iff \text{покомпонентной сходимости почти наверное.}$$

Решение:

$$\text{Пусть } \xi_n = \begin{pmatrix} \xi_n^{(1)} \\ \vdots \\ \xi_n^{(k)} \end{pmatrix} \text{ и } \xi = \begin{pmatrix} \xi^{(1)} \\ \vdots \\ \xi^{(k)} \end{pmatrix}.$$

Докажем утверждение \implies . Если длина вектора $\xi_n - \xi$ стремится к 0 на множестве вероятности 1, то на том же множестве элементарных исходов разница между любыми соответствующими компонентами ξ_n и ξ тоже будет стремиться к 0.

Теперь докажем утверждение \impliedby . Так как $\xi_n^{(i)} \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} \xi^{(i)} \quad \forall i = \overline{1, k}$, то $P(\Omega^{(i)}) = 1$, где $\Omega^{(i)}$ – множество сходимости i -й компоненты. Тогда $P\left(\bigcap_{i=1}^k \Omega^{(i)}\right) = 1$. Значит, $P(|\xi_n - \xi| \rightarrow 0) = 1$. \square

Определение 1.7. Говорят, что ξ_n *сходится к ξ по вероятности*, если

$$P(|\xi_n - \xi| > \varepsilon) \rightarrow 0 \quad \forall \varepsilon > 0.$$

Обозначение: $\xi_n \xrightarrow{P} \xi$.

Задача 1.5. Доказать, что

$$\xi_n \xrightarrow{P} \xi \iff \text{покомпонентной сходимости по вероятности.}$$

Решение:

$$\text{Пусть } \xi_n = \begin{pmatrix} \xi_n^{(1)} \\ \vdots \\ \xi_n^{(k)} \end{pmatrix} \text{ и } \xi = \begin{pmatrix} \xi^{(1)} \\ \vdots \\ \xi^{(k)} \end{pmatrix}.$$

Докажем утверждение \implies . Так как $|\xi_n^{(i)} - \xi^{(i)}| \leq |\xi_n - \xi|$, то

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P(|\xi_n^{(i)} - \xi^{(i)}| > \varepsilon) \leq P(|\xi_n - \xi| > \varepsilon) \rightarrow 0 \quad \forall i = \overline{1, k}.$$

Теперь докажем утверждение \Leftarrow . Так как

$$|\xi_n - \xi| = \sqrt{\left(\xi_n^{(1)} - \xi^{(1)}\right)^2 + \dots + \left(\xi_n^{(k)} - \xi^{(k)}\right)^2},$$

то при $|\xi_n - \xi| > \varepsilon$ имеем:

$$\left(\xi_n^{(1)} - \xi^{(1)}\right)^2 + \dots + \left(\xi_n^{(k)} - \xi^{(k)}\right)^2 > \varepsilon^2.$$

Тогда хотя бы для одного значения i верно, что

$$\left(\xi_n^{(i)} - \xi^{(i)}\right)^2 > \frac{\varepsilon^2}{k}, \quad \text{то есть} \quad \left|\xi_n^{(i)} - \xi^{(i)}\right| > \frac{\varepsilon}{\sqrt{k}}.$$

Значит, получаем:

$$P(|\xi_n - \xi| > \varepsilon) \leq P\left(|\xi_n^{(1)} - \xi^{(1)}| > \frac{\varepsilon}{\sqrt{k}}\right) + \dots + P\left(|\xi_n^{(k)} - \xi^{(k)}| > \frac{\varepsilon}{\sqrt{k}}\right) \rightarrow 0,$$

так как $\xi_n^{(i)} \xrightarrow{P} \xi^{(i)} \quad \forall i = \overline{1, k}$. □

Определение 1.8. $F_\xi(x) := P(\xi \leq x)$ – функция распределения ξ .

Определение 1.9. $\varphi_\xi(t) := Ee^{it^T \xi}$ – характеристическая функция ξ .

Определение 1.10. Говорят, что ξ_n сходится к ξ по распределению (слабая сходимость), если

- 1) $F_{\xi_n}(x) \rightarrow F_\xi(x) \quad \forall x \in C(F_\xi)$, или
- 2) $\varphi_{\xi_n}(t) \rightarrow \varphi_\xi(t) \quad \forall t \in \mathbb{R}^k$, или
- 3) $Eg(\xi_n) \rightarrow Eg(\xi) \quad \forall$ ограниченных непрерывных функций g .

Эти три определения сходимости по распределению эквивалентны.

Обозначение: $\xi_n \xrightarrow{d} \xi$.

Задача 1.6. Доказать, что

$$\xi_n \xrightarrow{d} \xi \implies \text{покомпонентная слабая сходимость.}$$

Решение:

$$\varphi_{\xi_n}(t) = Ee^{it^T \xi_n} \rightarrow \varphi_\xi(t) \quad \forall t \in \mathbb{R}^k.$$

Рассмотрим векторы t вида $t^T = (0 \dots 0 \ t^{(i)} \ 0 \dots 0)$. Тогда

$$\varphi_{\xi_n}(t) = Ee^{it^T \xi_n} = Ee^{it^{(i)} \xi_n^{(i)}} = \varphi_{\xi_n^{(i)}}(t^{(i)}) \rightarrow \varphi_{\xi^{(i)}}(t^{(i)}) \quad \forall i = \overline{1, k}.$$

□

Замечание 1.1. Обратное (то есть \Leftarrow), вообще говоря, неверно.

Задача 1.7 (Приём Крамера-Уолда). Доказать, что

$$\xi_n \xrightarrow{d} \xi \iff \lambda^T \xi_n \xrightarrow{d} \lambda^T \xi \quad \forall \lambda \in \mathbb{R}^k.$$

Решение:

$$\forall t \in \mathbb{R} \quad \varphi_{\lambda^T \xi_n}(t) = E e^{it \lambda^T \xi_n} = \varphi_{\xi_n}(t \lambda);$$

$$\forall t \in \mathbb{R} \quad \varphi_{\lambda^T \xi}(t) = E e^{it \lambda^T \xi} = \varphi_{\xi}(t \lambda).$$

Докажем утверждение \Leftarrow . Так как $\lambda^T \xi_n \xrightarrow{d} \lambda^T \xi$, то $\varphi_{\lambda^T \xi_n}(t) \rightarrow \varphi_{\lambda^T \xi}(t)$. Тогда $\varphi_{\xi_n}(t \lambda) \rightarrow \varphi_{\xi}(t \lambda)$. В частности, при $t = 1$ получаем: $\varphi_{\xi_n}(\lambda) \rightarrow \varphi_{\xi}(\lambda) \quad \forall \lambda \in \mathbb{R}^k$.

Докажем утверждение \Rightarrow . Так как $\xi_n \xrightarrow{d} \xi$, то $\varphi_{\xi_n}(t \lambda) \rightarrow \varphi_{\xi}(t \lambda)$. Тогда $\varphi_{\lambda^T \xi_n}(t) \rightarrow \varphi_{\lambda^T \xi}(t) \quad \forall t \in \mathbb{R}$. \square

Задача 1.8. Привести пример, что $\xi_n \xrightarrow{d} \xi$ и $\eta_n \xrightarrow{d} \eta$, но $\begin{pmatrix} \xi_n \\ \eta_n \end{pmatrix} \not\xrightarrow{d} \begin{pmatrix} \xi \\ \eta \end{pmatrix}$.

Решение:

Рассмотрим случайную величину, имеющую стандартное нормальное распределение: $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$. Любые линейные комбинации нормально распределённой случайной величины будут иметь нормальное распределение. Тогда $-X \sim \mathcal{N}(0, 1)$.

Пусть $\xi_n := X$, тогда $\xi_n \xrightarrow{d} X$. Пусть $\eta_n := -X$, тогда $\eta_n \xrightarrow{d} X$.

Но $\begin{pmatrix} X \\ -X \end{pmatrix} \not\xrightarrow{d} \begin{pmatrix} X \\ X \end{pmatrix}$. Это очевидно, так как эти векторы могут лежать только в разных парах квадрантов. Но покажем это, используя приём Крамера-Уолда из задачи (1.7).

Предположим, что $\begin{pmatrix} X \\ -X \end{pmatrix} \xrightarrow{d} \begin{pmatrix} X \\ X \end{pmatrix}$. Тогда возьмём следующую линейную комбинацию: $X - X \xrightarrow{d} X + X$, то есть $0 \xrightarrow{d} 2X$. Получили противоречие, так как $2X \sim \mathcal{N}(0, 4)$. Таким образом, $\begin{pmatrix} X \\ -X \end{pmatrix} \not\xrightarrow{d} \begin{pmatrix} X \\ X \end{pmatrix}$. \square

Закон больших чисел и центральная предельная теорема

Утверждение 1.3 (Закон больших чисел). Пусть X_1, X_2, \dots – последовательность независимых одинаково распределённых случайных (векторных) величин, причём $E|X_1| < +\infty$. Тогда

$$\bar{X}_n := \frac{X_1 + \dots + X_n}{n} \xrightarrow{P} EX_1.$$

Утверждение 1.4 (Усиленный закон больших чисел). Пусть X_1, X_2, \dots – последовательность независимых одинаково распределённых случайных (векторных) величин, причём $E|X_1| < +\infty$. Тогда

$$\bar{X}_n := \frac{X_1 + \dots + X_n}{n} \xrightarrow{n.ч.} EX_1.$$

Замечание 1.2. Закон больших чисел и усиленный закон больших чисел следуют из соответствующих законов в одномерном случае и равносильности сходимости случайных векторов по вероятности и сходимости почти наверное соответствующим покомпонентным сходимостям.

Определение 1.11.

$$DX := E(X - EX)(X - EX)^T$$

– ковариационная матрица случайного вектора X .

Утверждение 1.5 (Центральная предельная теорема). Пусть X_1, X_2, \dots – последовательность независимых одинаково распределённых случайных (векторных) величин из \mathbb{R}^k , причём $E|X_1|^2 < +\infty$. Тогда

$$\sqrt{n}(\bar{X}_n - EX_1) \xrightarrow{d} \mathcal{N}_k(0, DX_1).$$

Доказательство:

$$\forall \lambda \in \mathbb{R}^k \quad \lambda^T \sqrt{n}(\bar{X}_n - EX_1) = \sqrt{n}(\lambda^T \bar{X}_n - \lambda^T EX_1).$$

Рассмотрим последовательность $\{\lambda^T X_i\}$ – независимо распределённых случайных (одномерных) величин. $E(\lambda^T X_1) = \lambda^T EX_1$.

$$\begin{aligned} D(\lambda^T X_1) &= E(\lambda^T X_1 - \lambda^T EX_1)^2 = E(\lambda^T X_1 - \lambda^T EX_1)(X_1^T \lambda - EX_1^T \cdot \lambda) = \\ &= \lambda^T DX_1 \lambda < +\infty, \end{aligned}$$

так как $E|X_1|^2 < +\infty$.

Тогда в силу центральной предельной теоремы в одномерном случае получаем:

$$\sqrt{n}(\lambda^T \bar{X}_n - \lambda^T EX_1) \xrightarrow{d} \mathcal{N}_1(0, \lambda^T DX_1 \lambda) \stackrel{d}{=} \lambda^T Y,$$

где $Y \sim \mathcal{N}_k(0, DX_1)$. Тогда по приёму Крамера-Уолда получаем:

$$\sqrt{n}(\bar{X}_n - EX_1) \xrightarrow{d} \mathcal{N}_k(0, DX_1).$$

■

Утверждения для дальнейшего использования

Теорема 1.1 (Теорема о наследовании сходимости).

Пусть $\xi_n, \xi \in \mathbb{R}^k$ – случайные векторы, $h : \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}^m$ – функция, непрерывная почти всюду относительно распределения ξ (то есть на носителе случайного вектора ξ (на множестве, в которое ξ попадает с вероятностью 1)). Тогда:

- 1) $\xi_n \xrightarrow{n.u.} \xi \implies h(\xi_n) \xrightarrow{n.u.} h(\xi)$;
- 2) $\xi_n \xrightarrow{P} \xi \implies h(\xi_n) \xrightarrow{P} h(\xi)$;
- 3) $\xi_n \xrightarrow{d} \xi \implies h(\xi_n) \xrightarrow{d} h(\xi)$.

Лемма 1.1 (Лемма Slutsky). Пусть ξ_n, ξ, η_n – случайные векторы, $\xi_n \xrightarrow{d} \xi$ и $\eta_n \xrightarrow{d} C$, где C – константа. Тогда $\begin{pmatrix} \xi_n \\ \eta_n \end{pmatrix} \xrightarrow{d} \begin{pmatrix} \xi \\ C \end{pmatrix}$.

Сформулируем следствие.

Утверждение 1.6. В условиях леммы Slutsky (1.1) с использованием теоремы (1.1) о наследовании сходимости получаем:

$$\begin{aligned} \xi_n + \eta_n &\xrightarrow{d} \xi + C; \\ \xi_n \eta_n &\xrightarrow{d} \xi C. \end{aligned}$$

Замечание 1.3. Мы будем использовать утверждение (1.6) в одномерном случае, хотя оно справедливо и в многомерном.

Решение задач на сходимость статистик

Задача 1.9. Пусть X_1, X_2, \dots – последовательность независимых одинаково распределённых случайных величин. Пусть $S_n^2 := \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$. Определить, к чему S_n^2 сходится по вероятности.

Решение:

$$\begin{aligned} S_n^2 &= \frac{n}{n-1} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i^2 - 2\bar{X}X_i + \bar{X}^2) \right) = \frac{n}{n-1} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - 2\bar{X} + \bar{X}^2 \right) = \\ &= \frac{n}{n-1} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - \bar{X}^2 \right). \end{aligned}$$

По закону больших чисел (утверждение (1.3)), если $EX_1^2 < +\infty$ (тогда и $E|X_1| < +\infty$), то $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 \xrightarrow{P} EX_1^2$ и $\bar{X} \xrightarrow{P} EX_1$. По теореме (1.1) о наследовании сходимости $-\bar{X}^2 \xrightarrow{P} -E^2 X_1$. Таким образом, $\begin{pmatrix} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 \\ -\bar{X}^2 \end{pmatrix} \xrightarrow{P} \begin{pmatrix} EX_1^2 \\ -E^2 X_1 \end{pmatrix}$ в силу равносильности векторной сходимости и покомпонентной по вероятности (задача (1.5)). Тогда

по теореме (1.1) о наследовании сходимости $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - \bar{X}^2 \xrightarrow{P} EX_1^2 - E^2 X_1$. Так как $\frac{n}{n-1} \rightarrow 1$, то аналогично получаем:

$$S_n^2 = \frac{n}{n-1} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - \bar{X}^2 \right) \xrightarrow{P} 1 \cdot (EX_1^2 - E^2 X_1) = DX_1.$$

□

Замечание 1.4. При использовании усиленного закона больших чисел (утверждение (1.4)) можно показать, что $S_n^2 \xrightarrow{p.p.} DX_1$.

Утверждение 1.7 (Стохастическая формула Тейлора). Пусть ξ_n, ξ – случайные (одномерные) величины, $\xi_n \xrightarrow{d} \xi$. Пусть $h : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ – функция, дифференцируемая в точке a ; $b_n \rightarrow 0$ – числовая последовательность, причём $b_n \neq 0$. Тогда

$$\frac{h(a + b_n \xi_n) - h(a)}{b_n} \xrightarrow{d} h'(a) \cdot \xi.$$

Замечание 1.5. Если ξ_n и $\xi \in \mathbb{R}^k$ – случайные векторы, то:

1) если $h : \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}$, то $h'(a)$ – вектор частных производных, а $h'(a) \cdot \xi$ – скалярное произведение;

2) если $h : \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}^m$, то $h'(a)$ – матрица частных производных, а $h'(a) \cdot \xi$ – умножение матрицы размера $m \times k$ на k -мерный вектор.

Сформулируем следствие, которое будем далее использовать.

Утверждение 1.8 (Дельта-метод). Пусть X_1, X_2, \dots – последовательность независимых одинаково распределённых случайных (одномерных) величин с конечным вторым моментом. Пусть $EX_1 = a$, $DX_1 = \Sigma$, h – функция, дифференцируемая в точке a . Тогда в силу центральной предельной теоремы и стохастической формулы Тейлора получаем:

$$\sqrt{n}(h(\bar{X}_n) - h(a)) \xrightarrow{d} h'(a) \cdot \mathcal{N}(0, \Sigma).$$

Замечание 1.6. Если X_1, X_2, \dots – k -мерные векторы, то DX_1 – ковариационная матрица. Тогда

$$\sqrt{n}(h(\bar{X}_n) - h(a)) \xrightarrow{d} h'(a) \cdot \mathcal{N}_k(0, \Sigma).$$

Задача 1.10. Пусть X_1, X_2, \dots – последовательность независимых одинаково распределённых случайных (одномерных) величин, $EX_1 = a$, $DX_1 = 1$. Найти такие числовые последовательности a_n и b_n , чтобы последовательность $a_n(\bar{X}_n^2 - b_n)$ имела невырожденный слабый предел (по распределению), и найти этот предел.

Решение:

Пусть $h(x) = x^2$, тогда $h'(a) = 2a$. Используя дельта-метод (утверждение (1.8)), получаем:

$$\sqrt{n} (\bar{X}_n^2 - a^2) \xrightarrow{d} 2a \cdot \mathcal{N}(0, 1) \stackrel{d}{=} \mathcal{N}(0, 4a^2).$$

Если $a \neq 0$, то положим $a_n = \sqrt{n}$ и $b_n = a^2$. В этом случае искомым слабым пределом равен $\mathcal{N}(0, 4a^2)$.

Если $a = 0$, то $\mathcal{N}(0, 0)$ – вырожденный случай. По центральной предельной теореме (утверждение (1.5)) получаем:

$$\sqrt{n} (\bar{X}_n - a) = \sqrt{n} \cdot \bar{X} \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, 1).$$

По теореме (1.1) о наследовании сходимости получаем:

$$n\bar{X}_n^2 \xrightarrow{d} \mathcal{N}^2(0, 1) \stackrel{d}{=} \chi^2(1).$$

Таким образом, в случае $a = 0$ положим $a_n = n$ и $b_n = 0$. Тогда искомым слабым пределом равен $\mathcal{N}^2(0, 1)$. \square

Семинар 2

Оценки параметров

Определение 2.1. *Выборка* – совокупность $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ независимых одинаково распределённых случайных величин. Количество n случайных величин в выборке называется *объёмом выборки*.

Определение 2.2. *Параметрическая статистика* – случай, когда для величин выборки известен класс распределения, но неизвестен параметр: $X_1 \sim F(x, \theta)$, где $\theta \in \Theta$ (параметр принадлежит известному параметрическому множеству).

Замечание 2.1. Для простоты будем сначала подразумевать, что $\Theta \subseteq \mathbb{R}^1$, но иногда будем рассматривать многомерные случаи.

Задача: оценить параметр θ или некоторую функцию от него по имеющимся наблюдениям X .

Определение 2.3. *Статистика* – некоторая функция от наблюдений для оценки параметра: $\hat{\theta}_n(X) = \varphi(X_1, \dots, X_n)$.

Замечание 2.2. Статистика должна быть случайной величиной и не должна содержать неизвестный параметр, поэтому φ – борелевская функция, не зависящая от θ . Таким образом, статистика является измеримой функцией от наблюдений.

Определение 2.4. *Оценка параметра θ* – такая статистика для параметра θ , что $\hat{\theta}_n(X) \in \Theta$.

Замечание 2.3. Будем использовать слова «статистика» и «оценка» как синонимы.

Метод подстановки

Определение 2.5. $\hat{F}_n(x) := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(X_i \leq x)$, где $x \in \mathbb{R}$, – *эмпирическая функция распределения*, где I – индикатор.

Замечание 2.4. Так как X_i – независимые одинаково распределённые случайные величины, то $I(X_i)$ – тоже независимые одинаково распределённые случайные величины. Значит, в силу усиленного закона больших чисел имеем:

$$\hat{F}_n(x) \xrightarrow{п.п.} EI(X_1 \leq x) = P(X_1 \leq x) = F_{X_1}(x).$$

Теорема 2.1 (Теорема Гливенко). Пусть X_1, X_2, \dots – независимые одинаково распределённые случайные величины, $X_1 \sim F(x)$. Тогда

$$\sup_x |\hat{F}_n(x) - F(x)| \xrightarrow{п.п.} 0.$$

Метод подстановки заключается в следующем. Допустим, параметр $\theta(x) = G(F(x))$ – функционал от функции распределения. Тогда можно предложить оценку $\hat{\theta}_n(x) = G(\hat{F}_n(x))$. Она будет хорошо оценивать θ , если функционал G будет в некотором смысле непрерывен в точке F , так как функции $F(x)$ и $\hat{F}_n(x)$ близки в смысле теоремы Гливленко (2.1).

Определение 2.6. $\alpha_k := EX_1^k$ – начальный момент степени k .

Определение 2.7. $\mu_k := E(X_1 - EX_1)^k$ – центральный момент степени k .

Задача 2.1. Пусть $X_1 \sim F(x, \theta)$. Оценить α_1 и μ_2 .

Решение:

$$\begin{aligned} \alpha_1 &= \int_{\mathbb{R}} x dF_{\theta}(x); & \hat{\alpha}_1 &= \int_{\mathbb{R}} x d\hat{F}_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}; \\ \alpha_2 &= \int_{\mathbb{R}} x^2 dF_{\theta}(x); & \hat{\alpha}_2 &= \int_{\mathbb{R}} x^2 d\hat{F}_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 = \overline{X^2}; \\ \mu_2 &= \alpha_2 - \alpha_1^2; & \hat{\mu}_2 &= \hat{\alpha}_2 - \hat{\alpha}_1^2 = \overline{X^2} - \bar{X}^2. \end{aligned}$$

□

Свойства оценок

Будем оценивать не только сам параметр θ , но и некоторую функцию $\tau(\theta)$.

Определение 2.8. $\hat{\tau}_n(x)$ – несмещённая оценка для $\tau(\theta)$, если

$$E_{\theta} \hat{\tau}_n(x) = \tau(\theta) \quad \forall \theta \in \Theta.$$

Определение 2.9. $\hat{\tau}_n(x)$ – состоятельная оценка для $\tau(\theta)$, если

$$\hat{\tau}_n(x) \xrightarrow{P_{\theta}} \tau(\theta) \quad \forall \theta \in \Theta.$$

Определение 2.10. $\hat{\tau}_n(x)$ – сильно состоятельная оценка для $\tau(\theta)$, если

$$\hat{\tau}_n(x) \xrightarrow{п.н.\theta} \tau(\theta) \quad \forall \theta \in \Theta.$$

Замечание 2.5. С прикладной точки зрения просто состоятельности вполне достаточно, поэтому к сильной состоятельности будем обращаться редко.

Определение 2.11. $\hat{\tau}_n(x)$ – \sqrt{n} -асимптотически гауссовская (нормальная) оценка для $\tau(\theta)$, если

$$\sqrt{n}(\hat{\tau}_n(x) - \tau(\theta)) \xrightarrow{d_{\theta}} \mathcal{N}(0, \sigma^2(\theta)) \quad \forall \theta \in \Theta,$$

где $\sigma^2(\theta) > 0$.

Замечание 2.6. Индекс θ указывает, что распределение зависит от параметра θ . Можно его не писать, а только подразумевать.

Замечание 2.7. В отличие от состоятельности и асимптотической нормальности несмещённость определена для любого объёма выборки.

Утверждение 2.1. Из \sqrt{n} -асимптотической нормальности следует состоятельность оценки.

Доказательство:

В силу асимптотической нормальности имеем:

$$\sqrt{n}(\hat{\tau}_n(x) - \tau(\theta)) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, \sigma^2(\theta)) \quad \forall \theta \in \Theta.$$

Домножим эту последовательность на последовательность $\frac{1}{\sqrt{n}} \rightarrow 0$. В силу утверждения (1.6) получим:

$$\hat{\tau}_n(x) - \tau(\theta) \xrightarrow{d} 0.$$

Так как сходимость к константе по распределению и по вероятности эквивалентны, то $\hat{\tau}_n(x) - \tau(\theta) \xrightarrow{P} 0$. Добавим к обеим частям постоянную последовательность $\tau(\theta)$ (последовательности, сходящиеся по вероятности, можно складывать), получим: $\hat{\tau}_n(x) \xrightarrow{P} \tau(\theta)$. Таким образом, оценка состоятельна. ■

Утверждение 2.2. Из несмещённости не следует состоятельность оценки.

Доказательство:

Пусть X_1, \dots, X_n – выборка, $\theta = EX_1 \in \mathbb{R}$ – параметр. В качестве оценок можно взять \bar{X} и X_1 .

$$E\bar{X} = E \frac{X_1 + \dots + X_n}{n} = \frac{1}{n} \cdot n\theta = \theta;$$

$$EX_1 = \theta \quad \text{по определению.}$$

Таким образом, обе оценки несмещённые.

По закону больших чисел (утверждение (1.3)) $\bar{X} \xrightarrow{P} \theta \quad \forall \theta \in \mathbb{R}$. Но $X_1 \rightarrow X_1$, то есть $X_1 \not\xrightarrow{P} \theta$. Значит, оценка \bar{X} состоятельна, а оценка X_1 несостоятельна. ■

Утверждение 2.3. Из состоятельности не следует несмещённость.

Доказательство:

Пусть X_1, \dots, X_n – выборка, $\theta = DX_1 > 0$ – параметр. В качестве оценки возьмём выборочную дисперсию $\hat{\theta}_n = \hat{\mu}_2 = \overline{X^2} - \bar{X}^2$.

Как было показано при решении задачи (1.9), $\hat{\theta}_n \xrightarrow{P} \theta$. Значит, оценка $\hat{\theta}_n$ состоятельна.

Теперь исследуем оценку на несмещённость. Удобнее работать с центрированными случайными величинами (у которых математическое ожидание равно 0). Для этого сделаем преобразования. Пусть $Y_i = X_i - EX_i$, тогда

$$\begin{aligned}\bar{Y} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - EX_i) = \bar{X} - EX_i; & E\bar{Y} &= EY_i = 0; \\ \hat{\theta}_n &= \bar{X}^2 - \bar{X}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((X_i - EX_i) - (\bar{X} - EX_i))^2 = \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2 = \bar{Y}^2 - \bar{Y}^2; \\ E\hat{\theta}_n &= E\bar{Y}^2 - E\bar{Y}^2 = EY_1^2 - D\bar{Y} - (E\bar{Y})^2 = \theta - \frac{1}{n^2} \cdot n \cdot DY_1 = \theta - \frac{1}{n}\theta = \frac{n-1}{n}\theta.\end{aligned}$$

Таким образом, $E\hat{\theta}_n \neq \theta$, значит, оценка смещённая. ■

Замечание 2.8. Несмещённой оценкой является

$$S_n^2 := \frac{n}{n-1} \cdot \hat{\mu}_2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2.$$

Её тоже называют выборочной дисперсией. Далее будем обозначать S_n^2 именно несмещённую выборочную дисперсию.

Решение задач на свойства оценок

Задача 2.2. Исследовать выборочную дисперсию на \sqrt{n} -асимптотическую нормальность.

Решение:

Будем использовать представление выборочной дисперсии через центрированные случайные величины: $\hat{\theta}_n = \bar{Y}^2 - \bar{Y}^2$.

1-й способ.

По центральной предельной теореме

$$\sqrt{n} \left(\begin{pmatrix} \bar{Y} \\ \bar{Y}^2 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0 \\ \theta \end{pmatrix} \right) \xrightarrow{d} \mathcal{N}_2 \left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, D \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_1^2 \end{pmatrix} \right),$$

где

$$D \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_1^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} DY_1 & \text{Cov}(Y_1, Y_1^2) \\ \text{Cov}(Y_1, Y_1^2) & D(Y_1^2) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu_2 & \mu_3 \\ \mu_3 & \mu_4 - \mu_2^2 \end{pmatrix},$$

где μ_2, μ_3, μ_4 — центральные моменты величины X_1 , причём $\theta = \mu_2$.

Используя дельта-метод (утверждение (1.8)) для векторов $\begin{pmatrix} Y_i \\ Y_i^2 \end{pmatrix}$, получаем:

$$\begin{aligned}\hat{\theta}_n &= h(\bar{Y}, \bar{Y}^2) = \bar{Y}^2 - \bar{Y}^2; & h(x, y) &= y - x^2; & h(0, \theta) &= \theta; \\ \nabla h &= (-2x, 1); & \nabla h(0, \theta) &= (0, 1); \\ \sqrt{n} \left(h(\bar{Y}, \bar{Y}^2) - h(0, \theta) \right) &= \sqrt{n} \left(\hat{\theta}_n - \theta \right) \xrightarrow{d} \begin{pmatrix} 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{pmatrix},\end{aligned}$$

где $\begin{pmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{pmatrix} \stackrel{d}{=} \mathcal{N}_2 \left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \mu_2 & \mu_3 \\ \mu_3 & \mu_4 - \mu_2^2 \end{pmatrix} \right)$. Тогда получаем:

$$\sqrt{n} \left(\hat{\theta}_n - \theta \right) \xrightarrow{d} \eta_2 \sim \mathcal{N}(0, \mu_4 - \mu_2^2).$$

2-й способ.

$$\sqrt{n} \left(\hat{\theta}_n - \theta \right) = \sqrt{n} \left(\bar{Y}^2 - \theta \right) - \sqrt{n} \bar{Y}^2. \quad (2.1)$$

По центральной предельной теореме (утверждение (1.5)) получаем:

$$\begin{aligned}\sqrt{n} \left(\bar{Y}^2 - \theta \right) &\xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, D(Y_1^2)), \quad \text{где } D(Y_1^2) = \mu_4 - \mu_2^2; \\ \sqrt{n} \bar{Y} &\xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, DY_1); & (\sqrt{n} \bar{Y})^2 &\xrightarrow{d} \mathcal{N}^2(0, DY_1).\end{aligned}$$

По лемме Slutского (1.1) получаем:

$$\frac{1}{\sqrt{n}} (\sqrt{n} \bar{Y})^2 \xrightarrow{d} 0 \cdot \mathcal{N}^2(0, DY_1); \quad \sqrt{n} \bar{Y}^2 \xrightarrow{d} 0.$$

Тогда по лемме Slutского (1.1) для выражения (2.1) получаем:

$$\sqrt{n} \left(\hat{\theta}_n - \theta \right) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, \mu_4 - \mu_2^2).$$

Таким образом, выборочная дисперсия является \sqrt{n} -асимптотически нормальной оценкой с асимптотической дисперсией $\mu_4 - \mu_2^2$. \square

Задача 2.3. Пусть X_1, \dots, X_n – выборка, $X_1 \sim \mathcal{U}(0, \theta)$, где $\theta > 0$. В качестве оценки можно взять $\hat{\theta}_n = \max(X_1, \dots, X_n) = X_{(n)}$ – n -ю порядковую статистику (подробнее на следующем семинаре). Исследовать свойства этой оценки.

Решение:

$$\begin{aligned}F_{X_{(n)}}(x) &= P(X_{(n)} \leq x) = P(X_1 \leq x, \dots, X_n \leq x) = \\ &= P(X_1 \leq x) \cdot \dots \cdot P(X_n \leq x) = F_{X_1}^n(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ \left(\frac{x}{\theta}\right)^n, & x \in (0, \theta); \\ 1, & x \geq \theta \end{cases} \\ p_{X_{(n)}}(x) &= \frac{n}{\theta} \left(\frac{x}{\theta}\right)^{n-1} I(x \in (0, \theta));\end{aligned}$$

$$EX_{(n)} = \int_{\mathbb{R}} x \cdot p_{X_{(n)}}(x) dx = \int_0^{\theta} x \cdot \frac{n}{\theta} \left(\frac{x}{\theta}\right)^{n-1} dx = \frac{n}{\theta^n} \cdot \frac{x^{n+1}}{n+1} \Big|_0^{\theta} = \frac{n}{n+1} \theta.$$

Таким образом, оценка $\hat{\theta}_n = X_{(n)}$ является смещённой для параметра θ . Теперь легко видеть, что оценка $\tilde{\theta}_n = \frac{n+1}{n} X_{(n)}$ является несмещённой для параметра θ .

$$EX_{(n)}^2 = \int_{\mathbb{R}} x^2 \cdot p_{X_{(n)}}(x) dx = \int_0^{\theta} x^2 \cdot \frac{n}{\theta} \left(\frac{x}{\theta}\right)^{n-1} dx = \frac{n}{\theta^n} \cdot \frac{x^{n+2}}{n+2} \Big|_0^{\theta} = \frac{n}{n+2} \theta^2;$$

$$DX_{(n)} = EX_{(n)}^2 - E^2 X_{(n)} = \frac{n}{n+2} \theta^2 - \left(\frac{n}{n+1} \theta\right)^2 = \frac{n}{(n+2)(n+1)^2} \theta^2.$$

Используя неравенство Маркова, получим:

$$\begin{aligned} \forall \varepsilon > 0 \quad P(|\sqrt{n}(X_{(n)} - \theta)| > \varepsilon) &\leq \frac{n \cdot E(X_{(n)} - \theta)^2}{\varepsilon^2} = \\ &= \frac{n}{\varepsilon^2} \cdot E((X_{(n)} - EX_{(n)}) - (\theta - EX_{(n)}))^2 = \frac{n}{\varepsilon^2} (DX_{(n)} + (EX_{(n)} - \theta)^2) \ominus \\ nDX_{(n)} &= \frac{n^2}{(n+2)(n+1)^2} \theta^2 \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 0; \\ n(EX_{(n)} - \theta)^2 &= n \left(\frac{n}{n+1} - 1\right)^2 \theta^2 = \frac{n}{(n+1)^2} \theta^2 \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 0; \\ &\ominus 0. \end{aligned}$$

Таким образом, $\sqrt{n}(X_{(n)} - \theta) \xrightarrow{P} 0$ и $\sqrt{n}(X_{(n)} - \theta) \xrightarrow{d} 0$. Значит, оценка $\hat{\theta}_n = X_{(n)}$ не является \sqrt{n} -асимптотически гауссовской.

Домножая $\sqrt{n}(X_{(n)} - \theta) \xrightarrow{P} 0$ на $\frac{1}{\sqrt{n}} \rightarrow 0$, получаем $X_{(n)} \xrightarrow{P} \theta$. Значит, оценка $\hat{\theta}_n = X_{(n)}$ является состоятельной. \square

Замечание 2.9. Можно показать, что $-n(X_{(n)} - \theta) \xrightarrow{d} E\left(\frac{1}{\theta}\right)$.

Задача 2.4. Пусть X_1 – выборка объёма 1, $X_1 \sim \text{Bin}(1, \theta)$ (распределение Бернулли), где $\theta \in (0, 1)$. Показать, что не существует несмещённых оценок для $\tau(\theta) = \frac{1}{\theta}$.

Решение:

Предположим, что существует несмещённая оценка $\varphi(X_1)$. Тогда

$$\begin{aligned}
 E_{\theta}\varphi(X_1) &= \frac{1}{\theta} \quad \forall \theta \in (0, 1); \\
 E_{\theta}\varphi(X_1) &= \varphi(1) \cdot \theta + \varphi(0) \cdot (1 - \theta); \\
 \varphi(1)\theta^2 + \varphi(0)\theta - \varphi(0)\theta^2 - 1 &= 0; \\
 (\varphi(1) - \varphi(0))\theta^2 + \varphi(0)\theta - 1 &= 0 \quad \forall \theta \in (0, 1).
 \end{aligned}$$

Но левая часть последнего равенства может принимать нулевое значение не более чем в двух точках. Получили противоречие. Значит, не существует несмещённых оценок для $\tau(\theta) = \frac{1}{\theta}$. \square

Задача 2.5. Пусть X_1 – выборка объёма 1, X_1 – число успехов до 1-го неуспеха в схеме Бернулли с вероятностью успеха θ в отдельном испытании, где $\theta \in (0, 1)$. Найти несмещённую оценку для параметра θ .

Решение:

$$P_{\theta}(X_1 = k) = \theta^k(1 - \theta), \quad \text{где } k = 0, 1, 2, \dots$$

Пусть $\varphi(X_1)$ – несмещённая оценка θ . Тогда

$$\begin{aligned}
 E_{\theta}\varphi(X_1) &= \theta \quad \forall \theta \in (0, 1); \\
 E_{\theta}\varphi(X_1) &= \sum_{k=0}^{+\infty} \varphi(k) \cdot \theta^k(1 - \theta); \\
 \sum_{k=0}^{+\infty} \varphi(k)\theta^k &= \frac{\theta}{1 - \theta}.
 \end{aligned}$$

Используя формулу суммы ряда геометрической прогрессии $\frac{1}{1 - \theta} = \sum_{k=0}^{+\infty} \theta^k$, получим:

$$\begin{aligned}
 \sum_{k=0}^{+\infty} \varphi(k)\theta^k &= \sum_{k=0}^{+\infty} \theta^{k+1}; & \sum_{k=0}^{+\infty} \varphi(k)\theta^k &= \sum_{k=1}^{+\infty} \theta^k \quad \forall \theta \in (0, 1); \\
 \varphi(0) &= 0, & \varphi(k) &= 1 \quad \forall k = 1, 2, \dots
 \end{aligned}$$

Таким образом, $\varphi(X_1) = I(X_1 \geq 1) \notin \Theta = (0, 1)$. \square

Замечание 2.10. В этой задаче хотя несмещённая оценка и существует, но она бессмысленна, так как её значения не попадают в множество значений параметра.

Семинар 3

Метод моментов

Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim F_\theta(x)$, где параметр $\theta \in \Theta \subseteq \mathbb{R}^k$.

Введём функции $g_i \quad \forall i = \overline{1, k}$ такие, что $E_\theta g_i(X_1) =: m_i(\theta)$ – конечная величина.

Пусть $\overline{g_i(X)} := \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n g_i(X_j)$ – среднее значение функции g_i по выборке X .

Теперь мы можем записать следующие k уравнений:
$$\begin{cases} m_1(\theta) = \overline{g_1(X)} \\ \vdots \\ m_k(\theta) = \overline{g_k(X)} \end{cases}.$$

Определение 3.1. Пусть $m(\theta) := \begin{pmatrix} m_1(\theta) \\ \vdots \\ m_k(\theta) \end{pmatrix}$. Если система выше для функции $m(\theta)$

имеет единственное решение, то это решение будем называть *оценкой параметра θ по методу моментов*.

Замечание 3.1. Стандартный выбор функций в методе моментов: $g_i(x) = x^i$.

Решение задач на метод моментов

Задача 3.1. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \text{Exp}(\theta)$, где параметр $\theta > 0$. С помощью метода моментов оценить θ и изучить свойства этой оценки.

Решение:

1-й способ.

Пусть $g(x) = x$ – пробная функция. Тогда получаем:

$$E_\theta X_1 = \frac{1}{\theta}; \quad \overline{X} = \frac{1}{\theta}; \quad \hat{\theta} = \frac{1}{\overline{X}}.$$

По закону больших чисел (утверждение (1.3)) $\overline{X} \xrightarrow{P} \frac{1}{\theta}$. При $\theta > 0$ в силу непрерывности преобразования $\frac{1}{X}$ по теореме (1.1) о наследовании сходимости получаем, что $\hat{\theta} = \frac{1}{\overline{X}} \xrightarrow{P} \theta$. Таким образом, оценка состоятельна.

2-й способ.

Пусть $g(x) = x^2$ – пробная функция. Тогда получаем:

$$E_\theta X_1^2 = D_\theta X_1 + E_\theta^2 X_1 = \frac{1}{\theta^2} + \left(\frac{1}{\theta}\right)^2 = \frac{2}{\theta^2}; \quad \overline{X^2} = \frac{2}{\theta^2}; \quad \hat{\theta} = \sqrt{\frac{2}{\overline{X^2}}}.$$

$\bar{X}^2 \xrightarrow{P} \frac{2}{\theta^2}$. При $\theta > 0$ в силу непрерывности преобразования $\sqrt{\frac{2}{X^2}}$ по теореме (1.1)

о наследовании сходимости получаем, что $\hat{\theta} = \sqrt{\frac{2}{\bar{X}^2}} \xrightarrow{P} \theta$. Таким образом, оценка состоятельна. \square

Замечание 3.2. Можно показать, что для $g(x) = x^k$, где $k \in \mathbb{N}$, получим:

$$E_{\theta} X_1^k = \frac{k!}{\theta^k}; \quad \hat{\theta} = \sqrt[k]{\frac{k!}{\bar{X}^k}}.$$

По дельта-методу (утверждение (1.8)) можно показать, что оценка $\hat{\theta}$ является \sqrt{n} -асимптотически нормальной.

Задача 3.2. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{U}(\theta_1, \theta_2)$, где $\theta_1 < \theta_2$. С помощью метода моментов оценить параметр $\theta = \begin{pmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \end{pmatrix}$ и изучить свойства этой оценки.

Решение:

$$\begin{cases} E_{\theta} X_1 = \bar{X} \\ E_{\theta} X_1^2 = \bar{X}^2 \end{cases} \iff \begin{cases} E_{\theta} X_1 = \bar{X} \\ E_{\theta} X_1^2 - E_{\theta}^2 X_1 = \bar{X}^2 - \bar{X}^2 \end{cases} \iff \begin{cases} E_{\theta} X_1 = \bar{X} \\ D_{\theta} X_1 = \hat{\mu}_2 \end{cases};$$

$$\begin{cases} \frac{\theta_1 + \theta_2}{2} = \bar{X} \\ \frac{(\theta_2 - \theta_1)^2}{12} = \hat{\mu}_2 \end{cases}; \quad \begin{cases} \frac{\theta_1 + \theta_2}{2} = \bar{X} \\ \frac{\theta_2 - \theta_1}{2} = \sqrt{3\hat{\mu}_2} \end{cases}; \quad \begin{cases} \hat{\theta}_1 = \bar{X} - \sqrt{3\hat{\mu}_2} \\ \hat{\theta}_2 = \bar{X} + \sqrt{3\hat{\mu}_2} \end{cases}.$$

Так как \bar{X} и $\hat{\mu}_2$ – состоятельные оценки, то в силу непрерывности преобразований оценка параметра $\hat{\theta}$ состоятельна.

Покажем, что оценка $\hat{\theta}_1$ является \sqrt{n} -асимптотически нормальной.

$$\hat{\theta}_1 = \bar{X} - \sqrt{3\hat{\mu}_2} = h(\bar{X}, \bar{X}^2), \quad \text{где } h(x, y) = x - \sqrt{3(y - x^2)}.$$

Будем использовать многомерный дельта-метод (утверждение (1.8)), переходя к централизованным наблюдениям.

$$Y_i := X_i - EX_i; \quad \bar{X} = \bar{Y} + \frac{\theta_1 + \theta_2}{2}; \quad \hat{\mu}_2 = \bar{Y}^2 - \bar{Y}^2;$$

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_1 - \theta_1) = \sqrt{n} \left(\bar{Y} + \frac{\theta_1 + \theta_2}{2} - \sqrt{3(\bar{Y}^2 - \bar{Y}^2)} - \theta_1 \right) =$$

$$= \sqrt{n} \left(\bar{Y} - \sqrt{3(\bar{Y}^2 - \bar{Y}^2)} + \frac{\theta_2 - \theta_1}{2} \right) \ominus$$

По центральной предельной теореме (утверждение (1.5)) получаем:

$$\sqrt{n} \left(\begin{pmatrix} \bar{Y} \\ \bar{Y}^2 \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} 0 \\ DX_1 \end{pmatrix} \right) \xrightarrow{d} \eta \sim \mathcal{N}_2 \left(0, D \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_1^2 \end{pmatrix} \right);$$

$$h(0, DX_1) = -\sqrt{3DX_1} = -\frac{\theta_2 - \theta_1}{2};$$

$$\ominus \sqrt{n} \left(h(\bar{Y}, \bar{Y}^2) - h(0, DX_1) \right) \xrightarrow{d} \nabla h|_{(0, DX_1)} \cdot \eta \ominus$$

$$\eta = \begin{pmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{pmatrix} \sim \mathcal{N}_2 \left(0, D \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_1^2 \end{pmatrix} \right) = \mathcal{N}_2 \left(0, \begin{pmatrix} DY_1 & 0 \\ 0 & DY_1^2 \end{pmatrix} \right),$$

значит, гауссовские величины η_1 и η_2 независимы;

$$\nabla h|_{(0, DX_1)} = \left(1, -\frac{\sqrt{3}}{2\sqrt{DX_1}} \right) = \left(1, -\frac{3}{\theta_2 - \theta_1} \right);$$

$$\ominus \eta_1 - \frac{3}{\theta_2 - \theta_1} \eta_2 \sim \mathcal{N} \left(0, DY_1 + \frac{9}{(\theta_2 - \theta_1)^2} \cdot DY_1^2 \right);$$

$$DY_1 = DX_1 = \frac{(\theta_2 - \theta_1)^2}{12};$$

$$DY_1^2 = EY_1^4 - E^2Y_1^2 = EY_1^4 - D^2X_1 \ominus$$

$$EY_1^4 = \int_{-\frac{\theta_2 - \theta_1}{2}}^{\frac{\theta_2 - \theta_1}{2}} \frac{y^4}{\theta_2 - \theta_1} dy = \frac{2}{\theta_2 - \theta_1} \cdot \frac{y^5}{5} \Big|_0^{\frac{\theta_2 - \theta_1}{2}} = \frac{(\theta_2 - \theta_1)^4}{80};$$

$$\ominus \frac{(\theta_2 - \theta_1)^4}{80} - \frac{(\theta_2 - \theta_1)^4}{144};$$

$$DY_1 + \frac{9}{(\theta_2 - \theta_1)^2} \cdot DY_1^2 = \left(\frac{1}{12} + 9 \left(\frac{1}{80} - \frac{1}{144} \right) \right) (\theta_2 - \theta_1)^2 = \frac{2}{15} (\theta_2 - \theta_1)^2.$$

□

Замечание 3.3. Оценка может быть не совсем адекватной. Рассмотрим в качестве примера выборку $(0, 0, 0, 0, 1)$.

$$\bar{X} = \frac{1}{5}; \quad \overline{X^2} = \frac{1}{5}; \quad \hat{\mu}_2 = \frac{4}{25}; \quad \sqrt{\hat{\mu}_2} = \frac{2}{5}; \quad \hat{\theta}_2 = \frac{1}{5} + \sqrt{3} \cdot \frac{2}{5} < 1.$$

Как видно, оценка правого конца интервала лежит левее значения 1, но это значение было получено при наблюдении, а значит, истинный правый конец интервала должен лежать правее значения 1.

Задача 3.3. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \text{Pareto}(\theta, 1)$, то есть плотность вероятности X_1 имеет вид $p_\theta(x) = \frac{\theta}{x^{\theta+1}} I(x > 1)$, где параметр $\theta > 0$. С помощью метода моментов оценить параметр θ и изучить свойства этой оценки.

Решение:

Возьмём пробную функцию $g(x) = x$.

При $\theta > 1$ имеем:

$$E_{\theta}X_1 = \int_1^{+\infty} x \cdot \frac{\theta}{x^{\theta+1}} dx = \int_1^{+\infty} \frac{\theta}{x^{\theta}} dx = \theta \cdot \frac{x^{-\theta+1}}{-\theta+1} \Big|_1^{+\infty} = \frac{\theta}{\theta-1}.$$

При $\theta \in (0, 1]$ получаем $E_{\theta}X_1 = +\infty$. Таким образом, мы не сможем найти оценку для всех возможных значений θ , используя пробную функцию $g(x) = x$.

Возьмём пробную функцию $g(x) = \ln x$.

$$\begin{aligned} E_{\theta} \ln X_1 &= \int_1^{+\infty} \ln x \cdot \frac{\theta}{x^{\theta+1}} dx = \int_1^{+\infty} \ln x \cdot \left(-\frac{1}{x^{\theta}}\right)' dx = \\ &= \ln x \cdot \left(-\frac{1}{x^{\theta}}\right) \Big|_1^{+\infty} + \int_1^{+\infty} \frac{dx}{x^{\theta+1}} = 0 + \frac{x^{-\theta}}{-\theta} \Big|_1^{+\infty} = \frac{1}{\theta} \quad \forall \theta > 0. \end{aligned}$$

Тогда по методу моментов получаем:

$$\overline{\ln X} = \frac{1}{\theta}; \quad \hat{\theta} = \frac{1}{\overline{\ln X}}.$$

Аналогично решениям предыдущих задач можно показать, что эта оценка будет состоятельной, \sqrt{n} -асимптотически гауссовской. \square

Метод выборочных квантилей

Определение 3.2. Пусть $F(x)$ – функция распределения, $p \in (0, 1)$ – число. Тогда $\zeta_p := F^{-1}(p)$ – квантиль уровня p .

Замечание 3.4. Так как $F(x)$ является монотонно неубывающей функцией, то проблема с нахождением значения обратной функции может возникнуть только в двух случаях:

- 1) Когда $F(x)$ разрывна и значение p не принадлежит множеству значений $F(x)$. В этом случае p обязательно находится в некоторой области значений, которые функция $F(x)$ не принимает из-за разрыва в некоторой конкретной точке x^* . Тогда $\zeta_p := x^*$.
- 2) Когда $F(x)$ постоянна на некотором множестве значений x и равна p . Тогда квантилью уровня p можно считать любую точку из этого множества значений x . Мы для определённости будем выбирать самую левую точку из множества значений x .

С учётом замечания можем дать более точное определение.

Определение 3.3. Пусть $F(x)$ – функция распределения, $p \in (0, 1)$ – число. Тогда $\zeta_p := \inf\{z: F(z) \geq p\}$ – квантиль уровня p .

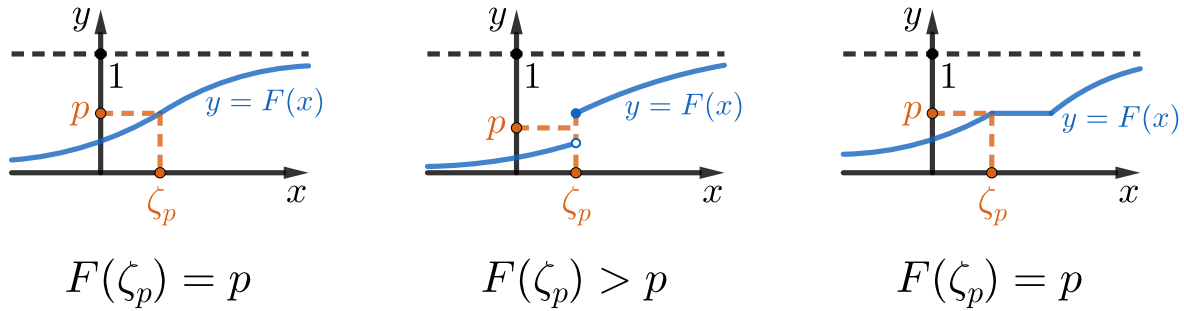


Рис. 3.1: Квантили уровня p для различных функций распределения $F(x)$

Определение 3.4. $Z_{n,p} := \inf\{z: F_n(z) \geq p\}$ – выборочная квантиль уровня p .

Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка. Тогда $\forall x \in \mathbb{R} \quad F_n(x) := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I(X_i \leq x)$ – эмпирическая функция распределения.

Определение 3.5. Пусть $x_i := X_i(\omega)$ – реализация случайных величин в эксперименте при элементарном исходе ω . Упорядочим числа x_i (в упорядоченном наборе будем индекс указывать в скобках): $x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(n)}$. Тогда k -й *порядковой статистикой* назовём $X_{(k)}(\omega) = x_{(k)}$.

Например, $X_{(1)} = \min\{X_1, \dots, X_n\}$, $X_{(n)} = \max\{X_1, \dots, X_n\}$.

Определение 3.6. $X_{(1)}, \dots, X_{(n)}$ – вариационный ряд.

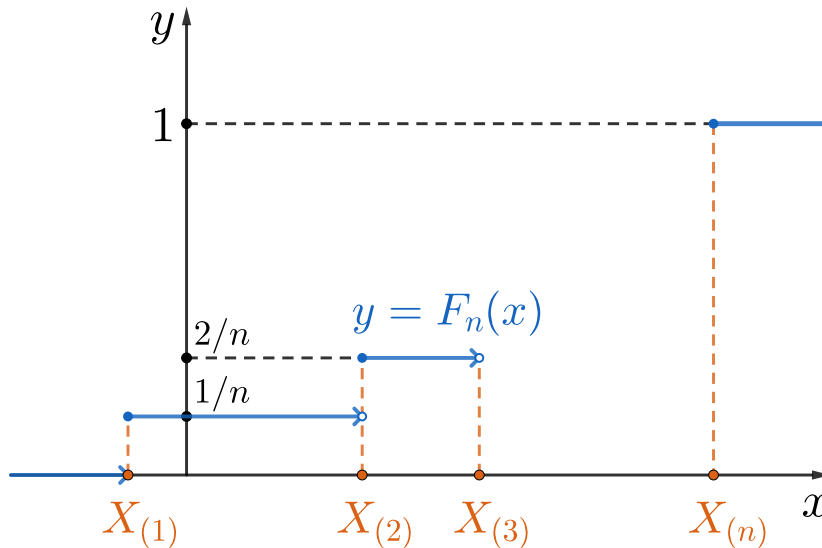


Рис. 3.2: Эмпирическая функция распределения для вариационного ряда

Из графика видно, что выборочную квантиль уровня p можно записать следующим образом:

$$Z_{n,p} = \begin{cases} X_{(pn)}, & pn \in \mathbb{Z} \\ X_{(\lfloor pn \rfloor + 1)}, & pn \notin \mathbb{Z} \end{cases} = X_{(\lceil pn \rceil)}.$$

Определение 3.7. Медиана – квантиль уровня $\frac{1}{2}$.

Определение 3.8. Пусть X_1, \dots, X_n – выборка. Выборочной медианой называется

$$\hat{m} := \begin{cases} X_{(k)}, & n = 2k - 1 \\ \frac{X_{(k)} + X_{(k+1)}}{2}, & n = 2k \end{cases}$$

где $k \in \mathbb{N}$.

Теорема 3.1. Пусть X_1, \dots, X_n – выборка, $p \in (0, 1)$. Пусть $f(\zeta_p) := F'(\zeta_p) > 0$. Тогда

$$\sqrt{n}(Z_{n,p} - \zeta_p) \xrightarrow{d} \mathcal{N}\left(0, \frac{p(1-p)}{f^2(\zeta_p)}\right).$$

Замечание 3.5. Так как из \sqrt{n} -асимптотической нормальности следует состоятельность, то в условиях теоремы выше выборочная квантиль $Z_{n,p}$ уровня p является состоятельной оценкой для теоретической квантили ζ_p уровня p .

Замечание 3.6. Теорема (3.1) верна, если заменить $Z_{n,p}$ на $X_{(k)}$, где $k = np + O(1)$ (это следует понимать в том смысле, что $k = np$, если $np \in \mathbb{Z}$, и $k = \lceil np \rceil$, если $np \notin \mathbb{Z}$).

Определение 3.9. $\zeta_{1/4}$ и $\zeta_{3/4}$ – соответственно нижняя и верхняя квартили.

Решение задач на метод выборочных квантилей

Задача 3.4. Пусть X_1, \dots, X_n – выборка, $X_1 \sim \text{Cauchy}(0, \theta)$, где параметр $\theta > 0$, то есть плотность вероятности X_1 имеет вид $p_\theta(x) = \frac{\theta}{\pi(x^2 + \theta^2)}$, а плотность распределения – $F_\theta(x) = \frac{1}{\pi} \arctg\left(\frac{x}{\theta}\right) + \frac{1}{2}$. С помощью метода выборочных квантилей оценить θ .

Решение:

Найдём нижнюю квартиль:

$$F_\theta(x) = \frac{1}{4}; \quad \arctg\left(\frac{x}{\theta}\right) = -\frac{\pi}{4}; \quad \zeta_{1/4} = -\theta.$$

Найдём верхнюю квартиль:

$$F_\theta(x) = \frac{3}{4}; \quad \arctg\left(\frac{x}{\theta}\right) = \frac{\pi}{4}; \quad \zeta_{3/4} = \theta.$$

Таким образом, в качестве оценки θ можно взять $Z_{n,3/4}$, или $-Z_{n,1/4}$, или $\frac{1}{2}(Z_{n,3/4} - Z_{n,1/4})$. Такие оценки будут состоятельными и \sqrt{n} -асимптотически нормальными. \square

Семинар 4

Сравнение оценок. Равномерный подход

Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim F_\theta(x)$, где $\theta \in \Theta$. Пусть $\hat{\theta}_n(X)$ – оценка параметра θ .

Определение 4.1. $R(\hat{\theta}_n, \theta) = E_\theta(\hat{\theta}_n - \theta)^2$ – *среднеквадратичный риск*.

Рассмотрим некоторую постоянную оценку $\tilde{\theta}_n = \theta_0 \in \Theta$. Пусть θ_n^* – оптимальная оценка в том смысле, что при всех значениях $\theta \in \Theta$ её функция риска $R(\theta_n^*, \theta)$ меньше, чем для любой другой оценки. Тогда, в частности, необходимо выполнение неравенства $E_{\theta_0}(\theta_n^* - \theta_0)^2 \leq E_{\theta_0}(\tilde{\theta}_n - \theta_0)^2 = 0$, то есть $E_{\theta_0}(\theta_n^* - \theta_0)^2 = 0$. В силу произвольности выбора $\theta_0 \in \Theta$ получаем: $E_\theta(\theta_n^* - \theta)^2 = 0 \quad \forall \theta \in \Theta$. Тогда $\theta_n^* \stackrel{P\text{-п.п.}}{=} \theta$. Таким образом, оценка θ_n^* является вырожденной ситуацией.

Задача 4.1. Пусть $X = (X_1)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{U}(\theta, \theta + 1)$, где параметр $\theta \in \mathbb{Z}$. Оценить θ .

Решение:

Так как X_1 может лежать только в промежутке длины 1 с целыми границами, то естественно в качестве оценки взять $\hat{\theta} := \lfloor X_1 \rfloor$. С P_θ -вероятностью 1 получаем: $\lfloor X_1 \rfloor = \theta$, то есть $\theta_n^* \stackrel{P\text{-п.п.}}{=} \theta$. □

Сформулируем утверждения, которые будем использовать при решении следующей задачи.

Утверждение 4.1. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{N}(\theta_1, \theta_2^2)$, где параметры $\theta_1 \in \mathbb{R}$, $\theta_2 > 0$. $S^2 := \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ – *несмещённый вариант выборочной дисперсии*. Тогда

$$\frac{(n-1)S^2}{\theta_2^2} \stackrel{d}{=} \chi^2(n-1) \stackrel{d}{=} \xi_1^2 + \dots + \xi_{n-1}^2,$$

где $\{\xi_i\}$ – *независимые одинаково распределённые стандартные гауссовские величины (то есть $\xi_i \sim \mathcal{N}(0, 1)$)*.

Утверждение 4.2. Пусть $\xi \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$. Тогда

$$E\xi^{2n-1} = 0, \quad E\xi^{2n} = (2n-1)!! \cdot \sigma^{2n} \quad \forall n \in \mathbb{N}.$$

Задача 4.2. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $n > 1$, $X_1 \sim \mathcal{N}(\theta_1, \theta_2^2)$, где параметры $\theta_1 \in \mathbb{R}$, $\theta_2 > 0$. Запишем несмещённый вариант выборочной дисперсии:

$$S^2 := \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2.$$

Рассмотрим для дисперсии следующий класс оценок: $\mathcal{K} = \{\lambda S^2\}$, где $\lambda > 0$. Найти наилучшую оценку θ_2^2 в классе \mathcal{K} в среднеквадратичном подходе.

Решение:

Учитывая, что S^2 – несмещённая оценка θ_2^2 , получаем:

$$R(\lambda S^2, \theta_2^2) = E_{\theta}(\lambda S^2 - \theta_2^2)^2 = E_{\theta}(\lambda(S^2 - \theta_2^2) + (\lambda - 1)\theta_2^2)^2 = \lambda^2 DS^2 + (\lambda - 1)^2 \theta_2^4 \ominus$$

Используя утверждения (4.1) и (4.2), получаем:

$$\begin{aligned} D \frac{(n-1)S^2}{\theta_2^2} &= \frac{(n-1)^2}{\theta_2^4} DS^2 = D\chi^2(n-1) = (n-1)D\xi_1^2 = \\ &= (n-1)(E\xi_1^4 - E^2\xi_1^2) = (n-1)(3-1) = 2(n-1); \\ DS^2 &= \frac{2\theta_2^4}{n-1}; \\ \ominus &\left(\frac{2\lambda^2}{n-1} + (\lambda-1)^2 \right) \theta_2^4. \end{aligned}$$

Минимизируем $R(\lambda S^2, \theta_2^2)$ по λ при $\lambda > 0$. Относительно λ это выражение является параболой с ветвями вверх, значит, наименьшее значение достигается в вершине параболы: $\lambda^* = \frac{2}{2\left(\frac{2}{n-1} + 1\right)} = \frac{n-1}{n+1}$. Тогда наилучшей оценкой в среднеквадратичном подходе будет

$$S^{*2} = \lambda^* S^2 = \frac{1}{n+1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2.$$

Эта оценка будет состоятельной, \sqrt{n} -асимптотически нормальной и смещённой, но её смещение будет стремиться к 0 при $n \rightarrow +\infty$. \square

Сравнение в классе несмещённых оценок с конечной дисперсией

Пусть $\hat{\tau}_n(X)$ – несмещённая оценка $\tau(\theta)$ с конечной дисперсией. Тогда $E_{\theta}\hat{\tau}_n(X) = \tau(\theta)$, значит, получаем:

$$R(\hat{\tau}_n(X), \tau(\theta)) = E_{\theta}(\hat{\tau}_n(X) - \tau(\theta))^2 = E_{\theta}(\hat{\tau}_n(X) - E_{\theta}\hat{\tau}_n(X))^2 = D\hat{\tau}_n(X).$$

Определение 4.2. Несмещённая оценка $\tau_n^*(X)$ для $\tau(\theta)$ с конечной дисперсией называется *оптимальной*, если $D_{\theta}\tau_n^*(X) \leq D_{\theta}\hat{\tau}_n(X) \quad \forall \theta \in \Theta$ для любой другой несмещённой оценки $\hat{\tau}_n(X)$ для $\tau(\theta)$.

Утверждение 4.3. Пусть $\tau_1^*(X)$ и $\tau_2^*(X)$ – две оптимальные оценки для $\tau(\theta)$ (индексы 1 и 2 указывают номер оценки, объём выборки n для краткости не пишем). Тогда $\tau_1^* \stackrel{P_{\theta}-n. n.}{=} \tau_2^*$.

Доказательство:

Так как оценки оптимальные, то $E_{\theta}\tau_1^* = E_{\theta}\tau_2^* = \tau(\theta)$, а также

$$D_{\theta}\tau_1^* \leq D_{\theta}\tau_2^* \quad \text{и} \quad D_{\theta}\tau_2^* \leq D_{\theta}\tau_1^* \quad \forall \theta \in \Theta.$$

Значит, $D_{\theta}\tau_1^* = D_{\theta}\tau_2^* =: \sigma^2(\theta)$ – наименьшая дисперсия в классе несмещённых оценок с конечной дисперсией.

Рассмотрим оценку $\hat{\tau} = \frac{\tau_1^* + \tau_2^*}{2}$. Для неё получаем:

$$E_{\theta}\hat{\tau} = \frac{1}{2}(E_{\theta}\tau_1^* + E_{\theta}\tau_2^*) = \tau(\theta) \quad \forall \theta \in \Theta.$$

По определению оптимальной оценки получаем:

$$\sigma^2(\theta) \leq D_{\theta}\hat{\tau} = \frac{1}{4}(2\sigma^2(\theta) + 2\text{Cov}(\tau_1^*, \tau_2^*)) \leq$$

По неравенству Коши-Буняковского получаем:

$$\begin{aligned} |\text{Cov}(\tau_1^*, \tau_2^*)| &\leq \sqrt{D\tau_1^* \cdot D\tau_2^*} = \sigma^2(\theta); \\ &\leq \frac{1}{4}(2\sigma^2(\theta) + 2\sigma^2(\theta)) = \sigma^2(\theta) \quad \forall \theta \in \Theta. \end{aligned}$$

Таким образом, $D_{\theta}\hat{\tau} = \sigma^2(\theta)$. Значит, оценка $\hat{\tau}$ тоже является оптимальной. Причём в неравенстве Коши-Буняковского достигается равенство. Значит, величины $\tau_1^* - \tau(\theta)$ и $\tau_2^* - \tau(\theta)$ почти наверное пропорциональны:

$$\tau_1^* - \tau(\theta) \stackrel{P_{\theta}\text{-п.п.}}{=} k(\theta) (\tau_2^* - \tau(\theta)).$$

Тогда для дисперсии $\sigma^2(\theta)$ получаем:

$$\begin{aligned} \sigma^2(\theta) &= \text{Cov}(\tau_1^*, \tau_2^*) = E((\tau_1^* - \tau(\theta))(\tau_2^* - \tau(\theta))) = \\ &= E(k(\theta) (\tau_2^* - \tau(\theta))^2) = k(\theta) \cdot D\tau_2^* = k(\theta) \cdot \sigma^2(\theta) \quad \forall \theta \in \Theta. \end{aligned}$$

Значит, $k(\theta) \equiv 1$. Тогда

$$\tau_1^* - \tau(\theta) \stackrel{P_{\theta}\text{-п.п.}}{=} \tau_2^* - \tau(\theta); \quad \tau_1^* \stackrel{P_{\theta}\text{-п.п.}}{=} \tau_2^*.$$

■

Задача 4.3. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{U}(0, \theta)$, где $\theta > 0$. Из метода моментов можно взять такую оценку: $\hat{\theta}_1 = 2\bar{X}$ (это несмещённая и состоятельная оценка). Также можно взять следующую оценку: $\hat{\theta}_2 = \frac{n+1}{n}X_{(n)}$ (нормировочный множитель присутствует, чтобы оценка была несмещённой, также оценка является состоятельной). Индексы 1 и 2 указывают номер оценки, объём выборки n для краткости не пишем. Выяснить, какая из оценок $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2$ лучше.

Решение:

$$D_{\theta}\hat{\theta}_1 = 4D_{\theta}\bar{X} = 4 \cdot \frac{n \cdot D_{\theta}X_1}{n^2} = \frac{4}{n} \cdot \frac{\theta^2}{12} = \frac{\theta^2}{3n};$$
$$D_{\theta}\hat{\theta}_2 = \frac{\theta^2}{n(n+2)};$$
$$\frac{\theta^2}{3n} \vee \frac{\theta^2}{n(n+2)}; \quad n+2 \vee 3.$$

При $n = 1$ оценки совпадают. При $n > 1$ имеем: $n + 2 > 3$, значит, $D_{\theta}\hat{\theta}_1 > D_{\theta}\hat{\theta}_2$.
Таким образом, оценка $\hat{\theta}_2$ лучше оценки $\hat{\theta}_1$. \square

Семинар 5

Неравенство Рао-Крамера и эффективные оценки

Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim P_\theta$, где параметр $\theta \in \Theta \subseteq \mathbb{R}^1$.

Определение 5.1. Пусть у наблюдения X есть плотность $p(x, \theta)$ относительно некоторой меры μ . Условия регулярности (R):

1) носитель распределение $\mathcal{N}_p := \{p(x, \theta) > 0\}$ не зависит от неизвестного параметра θ ;

2) Θ – открытый интервал, и $\exists \frac{\partial}{\partial \theta} \ln p(x, \theta) \quad \forall x \in \mathcal{N}_p \quad \forall \theta \in \Theta$;

$\ln p(X, \theta)$ – правдоподобие, $\mathcal{U}(X, \theta) := \frac{\partial}{\partial \theta} \ln p(X, \theta)$ – вклад наблюдения X ;

3) для всех статистик $S(X)$, таких что $E_\theta S^2(X) < M < +\infty \quad \forall \theta \in \Theta$, можно менять местами интегрирование и дифференцирование в выражении $\frac{\partial}{\partial \theta} E_\theta S(X) \quad \forall \theta \in \Theta$;

4) $I_X(\theta) := E_\theta \mathcal{U}^2(X, \theta)$ – информация Фишера, содержащаяся в выборке X ; требуется выполнение неравенств $0 < I_X(\theta) < +\infty$.

Теорема 5.1 (Неравенство Рао-Крамера). Пусть выполнены условия регулярности (R) (определение (5.1)), $\hat{\tau}_n(X)$ – несмещённая оценка для $\tau(\theta)$ с равномерно по θ ограниченным 2-м моментом. Тогда $D_\theta \hat{\tau}_n(X) \geq \frac{(\tau'(\theta))^2}{I_X(\theta)} \quad \forall \theta \in \Theta$.

Определение 5.2. Если для оценки $\hat{\tau}_n(X)$ в неравенстве Рао-Крамера (теорема (5.1)) достигается равенство, то такая оценка называется *эффективной*.

Определение 5.3. Пусть статистика $S(X)$ имеет плотность $g_\theta(s)$. Тогда

$$I_{S(X)}(\theta) := E_\theta \left(\frac{\partial}{\partial \theta} \ln g_\theta(S(x)) \right)^2$$

– информация Фишера, содержащаяся в статистике $S(X)$.

Утверждение 5.1. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, тогда

$$I_X(\theta) = nI_{X_1}(\theta).$$

Замечание 5.1. Далее для краткости будем использовать обозначение $i(\theta) := I_{X_1}(\theta)$.

Утверждение 5.2. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \text{Exp}(\theta)$, тогда $\sum_{i=1}^n X_i \sim \text{Gamma}(\theta, n)$, то есть плотность вероятности суммы имеет вид

$$\theta e^{-\theta x} \frac{(\theta x)^{n-1}}{\Gamma(n)} I(x > 0).$$

Утверждение 5.3. Если $X_1 \sim p_{X_1}(x)$, то $\frac{X_1}{n} \sim p_{X_1/n}(x) = |n|p_{X_1}(nx) \quad \forall n \in \mathbb{R} \setminus \{0\}$.

Задача 5.1. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \text{Exp}(\theta)$, то есть $p_\theta(x) = \theta e^{-\theta x} I(x > 0)$, где параметр $\theta > 0$. Проверить, что \bar{X} – эффективная оценка для $\tau(\theta) = E_\theta X_1 = \frac{1}{\theta}$, и вычислить $I_{\bar{X}}(\theta)$.

Решение:

$$\begin{aligned} D_\theta \bar{X} &= \frac{n \cdot D_\theta X_1}{n^2} = \frac{D_\theta X_1}{n} = \frac{1}{n\theta^2}; \\ \tau'(\theta) &= -\frac{1}{\theta^2}; \\ \mathcal{U}(X_1, \theta) &= \frac{\partial}{\partial \theta} \ln p_\theta(X_1) = \frac{\partial}{\partial \theta} (\ln \theta - \theta X_1) = \frac{1}{\theta} - X_1; \\ i(\theta) &= E_\theta \left(\frac{1}{\theta} - X_1 \right)^2 = D X_1 = \frac{1}{\theta^2}; \\ \frac{(\tau'(\theta))^2}{ni(\theta)} &= \frac{\theta^2}{n\theta^4} = \frac{1}{n\theta^2} = D_\theta \bar{X}. \end{aligned}$$

Таким образом, в неравенстве Рао-Крамера (теорема (5.1)) достигается равенство, значит, \bar{X} – эффективная оценка для $E_\theta X_1$.

Так как X_1 имеет плотность вероятности $p_\theta(x) = \theta e^{-\theta x} I(x > 0)$, то согласно утверждению (5.3) $\frac{X_1}{n}$ имеет плотность вероятности $n\theta e^{-n\theta x} I(nx > 0)$, где $n \in \mathbb{N}$. Тогда по утверждению (5.2) получаем, что $\bar{X} \sim \text{Gamma}(n\theta, n)$, то есть плотность вероятности имеет вид $p_{\bar{X}}(x, \theta) = (n\theta)^n e^{-n\theta x} \frac{x^{n-1}}{(n-1)!}$.

$$\begin{aligned} \mathcal{U}(\bar{X}, \theta) &= \frac{\partial}{\partial \theta} \ln p_{\bar{X}}(\bar{X}, \theta) = \frac{\partial}{\partial \theta} \ln \left((n\theta)^n e^{-n\theta \bar{X}} \frac{\bar{X}^{n-1}}{(n-1)!} \right) = \\ &= \frac{\partial}{\partial \theta} (n \ln \theta - n\theta \bar{X}) = \frac{n}{\theta} - n\bar{X}; \\ I_{\bar{X}}(\theta) &= E_\theta \left(n^2 \left(\frac{1}{\theta} - \bar{X} \right)^2 \right) = n^2 \cdot D\bar{X} = n^2 \cdot \frac{1}{n\theta^2} = \frac{n}{\theta^2}. \end{aligned}$$

□

Замечание 5.2. В задаче выше получилось, что $I_{\bar{X}}(\theta) = n \cdot i(\theta) = I_X(\theta)$. Такие статистики называются *достаточными*. Вообще говоря, информация Фишера, содержащаяся в какой-либо статистике, всегда не больше информации Фишера, содержащейся во всём наблюдении.

Критерий эффективности

Лемма 5.1 (Критерий эффективности). Пусть выполнены условия регулярности (R) (определение (5.1)). Тогда $\hat{\tau}_n(X)$ – эффективная оценка для $\tau(\theta)$ тогда и только тогда, когда

$$\hat{\tau}_n(X) - \tau(\theta) \stackrel{P_{\theta\text{-н.н.}}}{=} \frac{\tau'(\theta)}{I_X(\theta)} \mathcal{U}(X, \theta) \quad \forall \theta \in \Theta.$$

Задача 5.2. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{N}(a, \theta)$, где a – известное число, параметр $\theta > 0$. Какие функции $\tau(\theta)$ можно оценить эффективно? Найти для них эффективные оценки и $i(\theta)$.

Решение:

$$\begin{aligned} p_{\theta}(x) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\theta}} e^{-\frac{(x-a)^2}{2\theta}}; & p(X, \theta) &= \prod_{i=1}^n p_{\theta}(X_i); & \ln p(X, \theta) &= \sum_{i=1}^n \ln p_{\theta}(X_i); \\ \mathcal{U}(X, \theta) &= \frac{\partial}{\partial \theta} \ln p(X, \theta) = \sum_{i=1}^n \frac{\partial}{\partial \theta} \ln p_{\theta}(X_i) = \sum_{i=1}^n \frac{\partial}{\partial \theta} \left(-\frac{\ln \theta}{2} - \frac{(X_i - a)^2}{2\theta} \right) = \\ &= \sum_{i=1}^n \left(-\frac{1}{2\theta} + \frac{(X_i - a)^2}{2\theta^2} \right) = \frac{n}{2\theta^2} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - a)^2 - \theta \right). \end{aligned} \quad (5.1)$$

Так как по критерию эффективности (лемма (5.1))

$$\mathcal{U}(X, \theta) \stackrel{P_{\theta\text{-н.н.}}}{=} \frac{I_X(\theta)}{\tau'(\theta)} (\hat{\tau}_n(X) - \tau(\theta)) \quad \forall \theta \in \Theta, \quad (5.2)$$

то $\hat{\tau}_n(X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - a)^2$ – эффективная оценка для $\tau(\theta) = \theta$. Также эффективно можно оценить эту функцию после домножения её на константу и прибавления к ней константы.

Также из выражений (5.1) и (5.2) видно, что $\frac{n \cdot i(\theta)}{\tau'(\theta)} = \frac{n}{2\theta^2}$. Учитывая, что $\tau'(\theta) = 1$, получаем: $i(\theta) = \frac{1}{2\theta^2}$. □

Замечание 5.3. Вообще говоря, эффективной оценки может не существовать.

Задача 5.3. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка с дискретным распределением: $P_{\theta}(X_1 = 0) = \theta$, $P_{\theta}(X_1 = 2) = 2\theta$, $P_{\theta}(X_1 = 1) = 1 - 3\theta$, где $\theta \in \left(0, \frac{1}{3}\right)$. Найти все эффективные оценки.

Решение:

$$\begin{aligned}
 p(x, \theta) &= P_\theta(X_1 = x), \quad x = \{0, 1, 2\}; \\
 p(x, \theta) &= \theta^{I(x=0)} \cdot (2\theta)^{I(x=2)} \cdot (1 - 3\theta)^{I(x=1)}; \\
 \frac{\partial}{\partial \theta} \ln p(x, \theta) &= \frac{\partial}{\partial \theta} (I(x=0) \ln \theta + I(x=2) \ln(2\theta) + I(x=1) \ln(1 - 3\theta)) = \\
 &= I(x \neq 1) \cdot \frac{1}{\theta} + I(x=1) \cdot \frac{-3}{1-3\theta} = I(x \neq 1) \cdot \left(\frac{1}{\theta} + \frac{3}{1-3\theta} \right) - \frac{3}{1-3\theta} = \\
 &= \frac{3}{\theta(1-3\theta)} \left(\frac{I(x \neq 1)}{3} - \theta \right); \\
 \mathcal{U}(X, \theta) &= \frac{3n}{\theta(1-3\theta)} \left(\frac{1}{3n} \sum_{i=1}^n I(X_i \neq 1) - \theta \right).
 \end{aligned}$$

Так как по критерию эффективности (лемма (5.1))

$$\mathcal{U}(X, \theta) \stackrel{P_{\theta\text{-н.н.}}}{=} \frac{I_X(\theta)}{\tau'(\theta)} (\hat{\tau}_n(X) - \tau(\theta)) \quad \forall \theta \in \Theta,$$

то $\hat{\tau}_n(X) = \frac{1}{3n} \sum_{i=1}^n I(X_i \neq 1)$ – эффективная оценка для $\tau(\theta) = \theta$. Также эффективно можно оценить эту функцию после домножения её на константу и прибавления к ней константы. Значит, все эффективные оценки можно записать так:

$$\hat{\tau}_n(X) = \frac{a}{3n} \sum_{i=1}^n I(X_i \neq 1) + b \quad \text{для} \quad \tau(\theta) = a\theta + b.$$

□

Утверждение 5.4. Если $\hat{\tau}_n(X)$ – эффективная оценка для $\tau(\theta)$, то

$$p(X, \theta) \stackrel{P_{\theta\text{-н.н.}}}{=} h(x) e^{A(\theta)\hat{\tau}_n(X) + B(\theta)},$$

причём $\tau(\theta) = -\frac{B'(\theta)}{A'(\theta)}$.

Определение 5.4. Такой вид распределения, как в утверждении (5.4), называется *распределением экспоненциального типа*.

Проверка условий регулярности (R)

Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \text{Exp}(\theta)$, где $\theta > 0$.

Проверим условия регулярности (R) (определение (5.1)):

1) $\mathcal{N}_p = R_+^n$;

2) $\Theta = (0; +\infty)$ и $\exists \frac{\partial}{\partial \theta} \ln p(x, \theta)$ – это условие автоматически проверяется в ходе вычислений;

3) в частности, для статистики $S(X) \equiv 1$ получаем:

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{\partial}{\partial \theta} \int_{\mathcal{N}_p} S(x)p(x, \theta)\mu(dx) = \int_{\mathcal{N}_p} \frac{\partial}{\partial \theta} p(x, \theta)\mu(dx) = \\ &= \int_{\mathcal{N}_p} \frac{\partial}{\partial \theta} (\ln p(x, \theta)) p(x, \theta)\mu(dx) = E_{\theta} \mathcal{U}(X, \theta); \end{aligned}$$

тогда $I_X(\theta) = E_{\theta} \mathcal{U}^2(X, \theta) = D_{\theta} \mathcal{U}(X, \theta)$;

Утверждение 5.5. Для выполнения условия (3) достаточно выполнения двух условий:

1) $\sqrt{p(\theta)}$ непрерывно дифференцируем по θ ;

2) $I_X(\theta)$ непрерывна по θ .

4) $0 < I_X(\theta) = \frac{n}{\theta^2} < +\infty$.

Таким образом, для распределения экспоненциального типа условия регулярности (R) выполнены.

Свойства эффективных оценок

По определению эффективная оценка является несмещённой.

Задача 5.4. Пусть $\hat{\theta}_n(X)$ – эффективная оценка для θ . Доказать, что оценка $\hat{\theta}_n(X)$ является \sqrt{n} -асимптотически гауссовской, и найти её асимптотическую дисперсию.

Решение:

По критерию эффективности (лемма (5.1)) получаем:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_n(X) - \theta &= \frac{1}{n \cdot i(\theta)} \sum_{i=1}^n \frac{\partial}{\partial \theta} \ln p(X_i, \theta); \\ \sqrt{n} (\hat{\theta}_n(X) - \theta) &= \frac{\sqrt{n}}{n \cdot i(\theta)} \sum_{i=1}^n \frac{\partial}{\partial \theta} \ln p(X_i, \theta) = \frac{\sqrt{n}}{i(\theta)} \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathcal{U}(X_i, \theta) \right). \end{aligned}$$

Так как $\{X_i\}$ – выборка, то $\{\mathcal{U}(X_i, \theta)\}$ – независимые одинаково распределённые величины. Так как выполнены условия регулярности (R), то

$$E_{\theta} \mathcal{U}(X_1, \theta) = 0, \quad 0 < D_{\theta} \mathcal{U}(X_1, \theta) = E_{\theta} \mathcal{U}^2(X_1, \theta) = i(\theta) < +\infty.$$

Тогда по центральной предельной теореме (утверждение (1.5)) получаем:

$$\sqrt{n} (\hat{\theta}_n(X) - \theta) \xrightarrow{d} \frac{1}{i(\theta)} \mathcal{N}(0, i(\theta)).$$

По лемме Слуцкого (1.1) получаем:

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_n(X) - \theta) \xrightarrow{d} \mathcal{N}\left(0, \frac{1}{i(\theta)}\right) \quad \forall \theta \in \Theta.$$

□

Определение 5.5. Пусть $\hat{\theta}_n(X)$ является \sqrt{n} -асимптотически гауссовской, то есть

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_n(X) - \theta) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, \sigma^2(\theta)) \quad \forall \theta \in \Theta,$$

причём $\sigma^2(\theta) = \frac{1}{i(\theta)}$ почти всюду при $\theta \in \Theta$. Тогда такая оценка $\hat{\theta}_n(X)$ называется *асимптотически эффективной*.

Задача 5.5. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \text{Exp}(\theta)$, где параметр $\theta > 0$. Показать, что θ можно оценить асимптотически эффективно.

Решение:

\bar{X} – эффективная оценка для $\tau(\theta) = \frac{1}{\theta}$. По закону больших чисел (утверждение (1.3)) имеем: $\bar{X} \xrightarrow{P} EX_1 = \frac{1}{\theta}$. Тогда по теореме о непрерывности получаем: $\frac{1}{\bar{X}} \xrightarrow{P} \theta$.

По центральной предельной теореме (утверждение (1.5)) получаем:

$$\sqrt{n}\left(\bar{X} - \frac{1}{\theta}\right) \xrightarrow{d} \mathcal{N}\left(0, \frac{1}{\theta^2}\right).$$

Применим дельта-метод (утверждение (1.8)) для функции $h(x) = \frac{1}{x}$:

$$\begin{aligned} h'(x) &= -\frac{1}{x^2}; & h'\left(\frac{1}{\theta}\right) &= -\theta^2; \\ \sqrt{n}\left(\frac{1}{\bar{X}} - \theta\right) &= \sqrt{n}\left(h(\bar{X}) - h\left(\frac{1}{\theta}\right)\right) \xrightarrow{d} \mathcal{N}\left(0, \frac{1}{\theta^2} \cdot (\theta^2)^2\right) = \\ &= \mathcal{N}(0, \theta^2) = \mathcal{N}\left(0, \frac{1}{i(\theta)}\right). \end{aligned}$$

Таким образом, $\frac{1}{\bar{X}}$ является асимптотически эффективной оценкой для θ . □

Семинар 6

Многомерные оптимальные оценки

Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim P_\theta$, где параметр $\theta \in \Theta \subseteq \mathbb{R}^k$.

Определение 6.1. $\tau_n^*(X)$ – оптимальная оценка для $\tau(\theta)$, где $\tau: \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}^d$, если:

- 1) $E_\theta \tau_n^*(X) = \tau(\theta) \quad \forall \theta \in \Theta$;
- 2) $D_\theta \tau_n^*(X) \leq D_\theta \tilde{\tau}_n(X) \quad \forall \theta \in \Theta$ для любых $\tilde{\tau}_n(X)$, являющихся несмещёнными оценками для $\tau(\theta)$.

Здесь $D_\theta \tau_n^* := E_\theta(\tau_n^* - E_\theta \tau_n^*)(\tau_n^* - E_\theta \tau_n^*)^T$ – ковариационная матрица размера $d \times d$. Она является симметричной и неотрицательно определённой ($D_\theta \tau_n^* \geq 0$, смотри ниже).

Определение 6.2. Симметричная матрица D размера $d \times d$ называется *неотрицательно определённой* ($D \geq 0$) тогда и только тогда, когда $\lambda^T D \lambda \geq 0 \quad \forall \lambda \in \mathbb{R}^d$.

Замечание 6.1. У симметричной матрицы все собственные числа вещественны. Неотрицательная определённость такой матрицы равносильна тому, что все её собственные числа неотрицательны.

Определение 6.3.

$$D_1 \leq D_2 \iff D_2 - D_1 \geq 0 \iff \lambda^T D_1 \lambda \leq \lambda^T D_2 \lambda \quad \forall \lambda \in \mathbb{R}^d.$$

Замечание 6.2. Так как

$$\begin{aligned} \lambda^T D_\theta \tau_n^* \lambda &= E_\theta (\lambda^T (\tau_n^* - E_\theta \tau_n^*)(\tau_n^* - E_\theta \tau_n^*)^T \lambda) = \\ &= E_\theta \left(\lambda^T (\tau_n^* - E_\theta \tau_n^*) (\lambda^T (\tau_n^* - E_\theta \tau_n^*))^T \right) = E_\theta (\lambda^T (\tau_n^* - E_\theta \tau_n^*) \lambda^T (\tau_n^* - E_\theta \tau_n^*)) = \\ &= E_\theta (\lambda^T (\tau_n^* - E_\theta \tau_n^*))^2 = E_\theta (\lambda^T \tau_n^* - E_\theta \lambda^T \tau_n^*)^2 = D_\theta (\lambda^T \tau_n^*), \end{aligned}$$

то оценка τ_n^* оптимальна тогда и только тогда, когда всевозможные линейные комбинации её компонент $\lambda^T \tau_n^*$ будут оптимально оценивать $\lambda^T \tau(\theta)$.

В частности, если взять вектор λ , у которого на i -м месте стоит 1, а на всех остальных 0, то получим, что каждая компонента оптимальной оценки τ_n^* должна оптимально оценивать соответствующую компоненту векторной функции $\tau(\theta)$.

Верно и обратное. Если мы можем оптимально оценить все компоненты $\tau(\theta)$, то объединение этих оптимальных оценок будет оптимальной оценкой $\tau(\theta)$. Покажем это ниже.

Задача 6.1. Пусть $\tau_1^*(X)$ и $\tau_2^*(X)$ – оптимальные оценки для $\tau_1(\theta)$ и $\tau_2(\theta)$ соответственно, где $\tau_1: \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}$ и $\tau_2: \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}$. Доказать, что $\lambda_1 \tau_1^* + \lambda_2 \tau_2^*$ оптимально оценивает $\lambda_1 \tau_1 + \lambda_2 \tau_2$, где $\lambda_1, \lambda_2 \in \mathbb{R}$.

Решение:

1) Докажем, что если $\varphi(X)$ – статистика, причём $E_\theta\varphi(X) = 0$, то $\text{Cov}(\varphi(X), \tau_i^*(X)) = 0$, где $i = 1, 2$.

$$\begin{aligned} E_\theta(\tau_i^* + \lambda\varphi) &= \tau_i \quad \forall \lambda \in \mathbb{R}; \\ D_\theta\tau_i^* &\leq D_\theta(\tau_i^* + \lambda\varphi) = D_\theta\tau_i^* + 2\lambda \text{Cov}(\varphi, \tau_i^*) + \lambda^2 D_\theta\varphi; \\ \lambda^2 D_\theta\varphi + 2\lambda \text{Cov}(\varphi, \tau_i^*) &\geq 0 \quad \forall \lambda \in \mathbb{R}. \end{aligned} \quad (6.1)$$

Если $D_\theta\varphi = 0$, то $\varphi \stackrel{P_\theta\text{-п.н.}}{=} 0$, так как $E_\theta\varphi = 0$. В этом случае $\text{Cov}(\varphi, \tau_i^*) = 0$. Поэтому далее будем рассматривать случай $D_\theta\varphi > 0$. Тогда левая часть неравенства (6.1) является параболой с ветвями вверх, причём её корнями являются 0 и $-\frac{2 \text{Cov}(\varphi, \tau_i^*)}{D_\theta\varphi}$. Значит, неравенство (6.1) будет выполнено $\forall \lambda \in \mathbb{R}$ тогда и только тогда, когда корни совпадают, то есть $\text{Cov}(\varphi, \tau_i^*) = 0$.

2) Пусть T – несмещённая оценка для $\tau = \lambda_1\tau_1 + \lambda_2\tau_2$. Пусть $\varphi = \tau^* - T$, где $\tau^* = \lambda_1\tau_1^* + \lambda_2\tau_2^*$. Так как $E_\theta\varphi = 0$, то в силу пункта (1) доказательства получаем:

$$\text{Cov}(\varphi, \tau^*) = \lambda_1 \text{Cov}(\varphi, \tau_1^*) + \lambda_2 \text{Cov}(\varphi, \tau_2^*) = 0.$$

С другой стороны, так как $\varphi = \tau^* - T$, то

$$\text{Cov}(\varphi, \tau^*) = D_\theta\tau^* - \text{Cov}(T, \tau^*).$$

Значит, $D_\theta\tau^* = \text{Cov}(T, \tau^*)$. По неравенству Коши-Буняковского получаем:

$$D_\theta\tau^* = \text{Cov}(T, \tau^*) \leq \sqrt{D_\theta T \cdot D_\theta\tau^*}.$$

Значит, $D_\theta\tau^* \leq D_\theta T \quad \forall \theta \in \Theta$. Таким образом, τ^* – оптимальная оценка для τ . \square

Многомерное неравенство Рао-Крамера

Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim P_\theta$, где параметр $\theta \in \Theta \subseteq \mathbb{R}^k$. Пусть X_1 имеет плотность $p(x, \theta)$ относительно некоторой меры μ .

Определение 6.4. $\mathcal{U}(X, \theta) := \left(\frac{\partial}{\partial \theta_1} \ln p(X, \theta), \dots, \frac{\partial}{\partial \theta_k} \ln p(X, \theta) \right)^T$ – вклад выборки.

Определение 6.5. $I_X(\theta) := E_\theta \mathcal{U}(X, \theta) \mathcal{U}^T(X, \theta)$ – информация Фишера, содержащаяся в выборке X .

Замечание 6.3. В условиях регулярности (R) получаем: $I_X(\theta) = D_\theta \mathcal{U}(X, \theta)$, так как $E_\theta \mathcal{U}(X, \theta) = 0$.

Определение 6.6. Пусть $\tau(\theta): \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}^d$, тогда $\tau'(\theta) = \begin{pmatrix} \nabla_\theta \tau_1(\theta) \\ \vdots \\ \nabla_\theta \tau_d(\theta) \end{pmatrix}$.

Условия регулярности (R) аналогичны одномерному случаю.

Теорема 6.1 (Многомерное неравенство Рао-Крамера). Пусть $\hat{\tau}_n(X)$ – несмещённая оценка для $\tau(\theta)$ с равномерно по θ ограниченным 2-м моментом. Тогда в условиях регулярности (R) имеем:

$$D_{\theta} \hat{\tau}_n(X) \geq \tau'(\theta) I_X^{-1}(\theta) \tau'^T(\theta) \quad \forall \theta \in \Theta.$$

Определение 6.7. Если для оценки $\hat{\tau}_n(X)$ в многомерном неравенстве Рао-Крамера (теорема (6.1)) достигается равенство, то такая оценка называется *эффективной*.

Задача 6.2. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, где $n \geq 2$, $X_1 \sim \mathcal{N}(\theta_1, \theta_2)$, где параметры $\theta_1 \in \mathbb{R}$, $\theta_2 > 0$. Как известно, $(\bar{X}, S^2)^T$ является несмещённой оценкой для $\theta = (\theta_1, \theta_2)^T$, где

$$S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2.$$

Является ли эта оценка эффективной?

Решение:

$$p(x, \theta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\theta_2}} e^{-\frac{(x-\theta_1)^2}{2\theta_2}}; \quad \ln p(x, \theta) = -\frac{1}{2} \ln \theta_2 - \frac{(x-\theta_1)^2}{2\theta_2} - \frac{1}{2} \ln(2\pi);$$

$$\mathcal{U}(X_1, \theta) = \nabla_{\theta} \ln p(X_1, \theta) = \left(\frac{X_1 - \theta_1}{\theta_2}, -\frac{1}{2\theta_2} + \frac{(X_1 - \theta_1)^2}{2\theta_2^2} \right)^T;$$

$$I_{X_1}(\theta) = E_{\theta} \mathcal{U}(X_1, \theta) \mathcal{U}^T(X_1, \theta) := \begin{pmatrix} i_{11} & i_{12} \\ i_{21} & i_{22} \end{pmatrix} \ominus$$

$$i_{11} = \frac{1}{\theta_2^2} D_{\theta} (X_1 - \theta_1) = \frac{1}{\theta_2};$$

$$i_{22} = \frac{1}{4\theta_2^4} D_{\theta} (X_1 - \theta_1)^2 = \frac{1}{4\theta_2^4} (E_{\theta} (X_1 - \theta_1)^4 - \theta_2^2) = \frac{1}{2\theta_2^2};$$

$$i_{12} = i_{21} = -\frac{1}{2\theta_2^2} E_{\theta} (X_1 - \theta_1) + \frac{1}{2\theta_2^3} E_{\theta} (X_1 - \theta_1)^3 = 0;$$

$$\ominus \begin{pmatrix} \frac{1}{\theta_2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{2\theta_2^2} \end{pmatrix}; \quad I_X(\theta) = n I_{X_1}(\theta); \quad I_X^{-1}(\theta) = \begin{pmatrix} \frac{\theta_2}{n} & 0 \\ 0 & \frac{2\theta_2^2}{n} \end{pmatrix};$$

$$\tau(\theta) = \begin{pmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \end{pmatrix}; \quad \tau'(\theta) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}; \quad \tau'(\theta) I_X^{-1}(\theta) \tau'^T(\theta) = \begin{pmatrix} \frac{\theta_2}{n} & 0 \\ 0 & \frac{2\theta_2^2}{n} \end{pmatrix}.$$

Учитывая, что

$$\frac{(n-1)S^2}{\theta_2} \stackrel{d}{=} \chi^2(n-1) \stackrel{d}{=} \xi_1^2 + \dots + \xi_{n-1}^2$$

(утверждение (4.1)), а также то, что $\bar{X} \sim \mathcal{N}\left(\theta_1, \frac{\theta_2}{n}\right)$ и величины \bar{X} и S^2 независимы, получаем:

$$D_{\theta}S^2 = D_{\theta}\left(\frac{\theta_2}{n-1}\chi^2(n-1)\right) = \frac{\theta_2^2}{(n-1)^2} \cdot (n-1)D(\xi_1^2) = \frac{2\theta_2^2}{n-1};$$

$$D_{\theta}\begin{pmatrix} \bar{X} \\ S^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\theta_2}{n} & 0 \\ 0 & \frac{2\theta_2^2}{n-1} \end{pmatrix}.$$

По неравенству Рао-Крамера (теорема (6.1)) получаем:

$$\begin{pmatrix} \frac{\theta_2}{n} & 0 \\ 0 & \frac{2\theta_2^2}{n-1} \end{pmatrix} \geq \begin{pmatrix} \frac{\theta_2}{n} & 0 \\ 0 & \frac{2\theta_2^2}{n} \end{pmatrix}.$$

Так как $\frac{2\theta_2^2}{n-1} > \frac{2\theta_2^2}{n}$ при $n \geq 2$, то в неравенстве Рао-Крамера реализуется случай строгого неравенства. Значит, $(\bar{X}, S^2)^T$ является неэффективной оценкой для $\theta = (\theta_1, \theta_2)^T$.

Для $\tau_1(\theta) = \theta_1$ по неравенству Рао-Крамера получаем: $D_{\theta}\bar{X} \geq \frac{\theta_2}{n}$. В этом случае реализуется равенство, значит, \bar{X} является эффективной оценкой для θ_1 .

Для $\tau_2(\theta) = \theta_2$ по неравенству Рао-Крамера получаем: $D_{\theta}S^2 \geq \frac{2\theta_2^2}{n}$. В этом случае реализуется строгое неравенство, значит, S^2 является неэффективной оценкой для θ_2 . \square

Замечание 6.4. Можно показать, что S^2 является оптимальной оценкой для θ_2 в среднеквадратичном смысле, а эффективных оценок для θ_2 нет.

Семинар 7

Оценки максимального правдоподобия (ОМП)

Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim P_\theta$, где параметр $\theta \in \Theta$. Пусть X_1 имеет плотность вероятности $p(x, \theta)$ относительно некоторой меры μ .

Определение 7.1. $L_n(X, \theta) := \prod_{i=1}^n p(X_i, \theta)$ – правдоподобие выборки X .

Определение 7.2. $\hat{\theta}_n(X) := \arg \max_{\theta \in \Theta} L_n(X, \theta)$ – оценка максимального правдоподобия (ОМП).

Замечание 7.1. ОМП всегда принадлежит множеству Θ . ОМП может не существовать или не быть единственной.

Определение 7.3. $l_n(X, \theta) := \ln L_n(X, \theta)$ – логарифмическое правдоподобие.

Утверждение 7.1. Если правдоподобие является достаточно гладкой функцией относительно параметра θ , то можно искать ОМП среди решений уравнения правдоподобия: $\frac{\partial}{\partial \theta} l_n(X, \theta) = 0$.

Замечание 7.2. Так как $l_n(X, \theta) = \sum_{i=1}^n \ln p(X_i, \theta)$, то уравнение правдоподобия можно записать в виде $\sum_{i=1}^n \frac{\partial}{\partial \theta} \ln p(X_i, \theta)$.

Решение задач на оценки максимального правдоподобия

Задача 7.1. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{N}(\theta, \sigma^2)$, где σ^2 известно, а θ – параметр, причём:

- $\theta \in \mathbb{R}$;
- $\theta \in [a, b]$, где $a < b$ – известные числа;
- $\theta \in (a, +\infty)$, где a – известное число.

Найти ОМП для θ .

Решение:

$$L_n(X, \theta) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(X_i - \theta)^2}{2\sigma^2}} = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \right)^n e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \theta)^2}.$$

Видно, что правдоподобие $L_n(X, \theta)$ максимально (в зависимости от θ) тогда и только тогда, когда сумма $\sum_{i=1}^n (X_i - \theta)^2$ минимальна (в зависимости от θ).

$$\sum_{i=1}^n (X_i - \theta)^2 = n \left(\overline{X^2} - 2\theta \overline{X} + \theta^2 \right).$$

$\overline{X^2} - 2\theta \overline{X} + \theta^2$ – парабола с ветвями вверх и вершиной $\theta = \overline{X}$.

а) $\hat{\theta}_n = \overline{X}$.

$$\text{б) } \hat{\theta}_n = \begin{cases} \overline{X}, & \overline{X} \in [a, b] \\ a, & \overline{X} < a \\ b, & \overline{X} > b \end{cases}.$$

$$\text{в) } \hat{\theta}_n = \begin{cases} \overline{X}, & \overline{X} > a \\ \# , & \overline{X} \leq a \end{cases}.$$

□

Замечание 7.3. Если $\theta \in \mathbb{R}$, то ОМП $\hat{\theta}_n = \overline{X}$ совпадает с эффективной оценкой.

Утверждение 7.2. Всякая эффективная оценка $\hat{\theta}_n(X)$, если она существует, является ОМП.

Доказательство:

В силу критерия эффективности (лемма (5.1))

$$\hat{\theta}_n(X) - \theta \stackrel{P_{\theta}\text{-п.п.}}{=} \frac{1}{I_X(\theta)} \frac{\partial}{\partial \theta} l_n(X, \theta); \quad \frac{\partial}{\partial \theta} l_n(X, \theta) \stackrel{P_{\theta}\text{-п.п.}}{=} I_X(\theta) (\hat{\theta}_n(X) - \theta).$$

В силу условий регулярности (R) $0 < I_X(\theta) < +\infty$. Значит, так как оценка $\hat{\theta}_n(X)$ эффективная, то $\frac{\partial}{\partial \theta} l_n(X, \theta) = 0$, причём слева от точки $\theta = \hat{\theta}_n(X)$ эта производная положительна, а справа – отрицательна. Таким образом, $\theta = \hat{\theta}_n(X)$ – точка максимума функции $l_n(X, \theta)$, то есть $\hat{\theta}_n(X)$ – ОМП. ■

Задача 7.2. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка из дискретного распределения, $X_1 \sim \text{Pois}(\theta)$, где параметр $\theta > 0$. Найти ОМП для θ .

Решение:

$$p(x, \theta) = P(X_1 = x) = \frac{\theta^x}{x!} e^{-\theta}, \quad \text{где } x = 0, 1, 2, \dots;$$

$$l_n(X, \theta) = \sum_{i=1}^n \ln p(X_i, \theta) = \sum_{i=1}^n (X_i \ln \theta - \theta - \ln X_i!);$$

$$\frac{\partial}{\partial \theta} l_n(X, \theta) = n \left(\frac{\overline{X}}{\theta} - 1 \right) = 0;$$

$$\hat{\theta}_n = \overline{X}, \quad \text{если } \overline{X} > 0.$$

Найдём вероятность того, что ОМП не существует:

$$P(\overline{X} = 0) = P^n(X_1 = 0) = e^{-n\theta}.$$

Эта вероятность положительна, но стремится к 0 при $n \rightarrow +\infty$. □

Задача 7.3. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim p(x, \theta) = \frac{1}{2}e^{-|x-\theta|}$, где параметр $\theta \in \mathbb{R}$. Найти ОМП для θ .

Решение:

$$l_n(X, \theta) = - \sum_{i=1}^n |X_i - \theta| - n \ln 2.$$

Видно, что логарифмическое правдоподобие $l_n(X, \theta)$ максимально (в зависимости от θ) тогда и только тогда, когда сумма $\sum_{i=1}^n |X_i - \theta|$ минимальна (в зависимости от θ). Так как эта сумма состоит из выпуклых вниз функций, то у неё существует точка минимума (возможно, не единственная, если график суммы имеет горизонтальный участок). Возьмём производную этой суммы в тех точках, в которых она существует:

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \sum_{i=1}^n |X_i - \theta| = - \sum_{i=1}^n \operatorname{sgn}(X_i - \theta) = - \sum_{i=1}^n \operatorname{sgn}(X_{(i)} - \theta) \doteq 0, \quad (7.1)$$

где « $\doteq 0$ » означает, что выражение слева равно 0 (это соответствует случаю, когда график суммы имеет горизонтальный участок) или меняет свой знак (это соответствует случаю, когда существует единственная точка минимума, но в ней производная не равна 0, так как она не существует).

При изменении θ от значения $< X_{(1)}$ до значения $> X_{(n)}$ левая часть выражения (7.1) меняется от значения $-n$ до значения n . Причём каждый раз, когда θ переходит через значение $X_{(i)}$, левая часть выражения (7.1) увеличивается на 2. Значит, если $n = 2k - 1$, то решением (7.1) является $X_{(k)}$, а если $n = 2k$, то решением (7.1) является $[X_{(k-1)}, X_{(k)}]$, где $k \in \mathbb{N}$. Тогда в качестве ОМП, например, можно взять медиану выборки:

$$\hat{\theta}_n = \begin{cases} X_{(k)}, & \text{если } n = 2k - 1 \\ \frac{X_{(k-1)} + X_{(k)}}{2}, & \text{если } n = 2k \end{cases}.$$

□

Задача 7.4. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{U}(\theta_1, \theta_2)$, где $\theta_1 < \theta_2$. Найти ОМП для параметра $\theta = \begin{pmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \end{pmatrix}$.

Решение:

$$p(x, \theta) = \frac{1}{\theta_2 - \theta_1} I(\theta_1 \leq x \leq \theta_2);$$

$$L_n(X, \theta) = \frac{1}{(\theta_2 - \theta_1)^n} I(X_{(1)} \geq \theta_1, X_{(n)} \leq \theta_2). \quad (7.2)$$

Максимум функции правдоподобия $L_n(X, \theta)$ на множестве $\theta_1 < \theta_2$ достигается, когда в выражении (7.2) индикатор равен 1 и знаменатель дроби наименьший. Значит, $\hat{\theta}_1 = X_{(1)}$, $\hat{\theta}_2 = X_{(n)}$ – ОМП (если существует).

ОМП не существует только в том случае, когда $X_{(1)} = X_{(n)}$, но вероятность этого равна 0 (так как распределение равномерное). Таким образом, $\hat{\theta}_1 = X_{(1)}$, $\hat{\theta}_2 = X_{(n)}$ – ОМП с вероятностью 1, если $X_{(1)} < X_{(n)}$. \square

Замечание 7.4. Найденная оценка ОМП не является \sqrt{n} -асимптотически нормальной. Это связано с тем, что не выполнены условия регулярности (R), так как носитель распределения зависит от параметра θ .

Задача 7.5. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{N}(\theta, 1)$, где параметр $\theta \geq 1$. Исследовать на \sqrt{n} -асимптотическую нормальность ОМП для θ .

Решение:

Согласно решению задачи (7.1) получаем ОМП для θ :

$$\hat{\theta}_n = \begin{cases} \bar{X}, & \text{если } \bar{X} \geq 1 \\ 1, & \text{если } \bar{X} < 1 \end{cases} = \bar{X}I(\bar{X} \geq 1) + I(\bar{X} < 1) = (\bar{X} - 1)I(\bar{X} \geq 1) + 1.$$

При $\theta > 1$ условия регулярности (R) выполнены, поэтому оценка будет \sqrt{n} -асимптотически нормальной. Далее рассмотрим случай $\theta = 1$:

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta) = \sqrt{n}(\bar{X} - 1)I(\bar{X} \geq 1) = \sqrt{n}(\bar{X} - 1)I(\sqrt{n}(\bar{X} - 1) \geq 0) \ominus$$

Так как $X_1 \sim \mathcal{N}(\theta, 1)$, то $\bar{X} \sim \mathcal{N}\left(\theta, \frac{1}{n}\right)$, тогда $\sqrt{n}(\bar{X} - \theta) \sim \mathcal{N}(0, 1)$. Пусть $Y_n := \sqrt{n}(\bar{X} - 1)$. Тогда $Y_n \sim \mathcal{N}(0, 1)$.

$$\ominus Y_n I(Y_n \geq 0).$$

Таким образом, при $\theta = 1$ получаем:

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta) \xrightarrow{d} YI(Y \geq 0), \quad \text{где } Y \sim \mathcal{N}(0, 1).$$

Значит, при $\theta = 1$ оценка $\hat{\theta}_n$ не является \sqrt{n} -асимптотически нормальной для θ . \square

Условия регулярности для ОМП

Задача 7.6. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \text{Exp}(\theta)$, где параметр $\theta > 0$. $p_\theta(x) = \theta e^{-\theta x} I(x > 0)$ – плотность. Проверить выполнение условий регулярности для ОМП $\hat{\theta} = \frac{1}{\bar{X}}$.

Решение:

(R0): семейство распределений $\{P_\theta, \theta \in \Theta\}$, которому принадлежит наблюдение X_i , доминируемое с плотностью наблюдения $p_\theta(x)$ относительно некоторой меры λ , причём $p_\theta(x)$ различима по θ .

(R1): $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка из P_θ при $n \rightarrow +\infty$. $\mathcal{N}_p = \{x > 0\}$.

(R2): $\Theta \subseteq \mathbb{R}$ – открытый интервал. $\Theta = (0; +\infty)$.

(R3): $\mathcal{N}_p := \{p_\theta(x) > 0\}$ не зависит от θ .

(R4): $p_\theta(x)$ непрерывно дифференцируема по $\theta \quad \forall x \in \mathcal{N}_p$.

В этих условиях уравнение максимального правдоподобия имеет состоятельное решение с вероятностью, стремящейся к 1.

(R5): $p_\theta(x)$ трижды непрерывно дифференцируема по $\theta \quad \forall x \in \mathcal{N}_p$.

(R6): равенство $\int_{\mathcal{N}_p} p_\theta(x) dx$ можно дважды дифференцировать по θ , причём производную можно заносить под знак интеграла.

$$\int_{\mathcal{N}_p} \frac{\partial}{\partial \theta} p_\theta(x) dx = \int_0^{+\infty} (e^{-\theta x} - \theta x e^{-\theta x}) dx = \frac{1}{\theta} - E_\theta X_1 = 0.$$

Аналогично можно показать, что вторую производную можно заносить под знак интеграла.

(R7): $0 < i(\theta) < +\infty \quad \forall \theta \in \Theta$.

$$\frac{\partial}{\partial \theta} \ln p_\theta(x) = \frac{1}{\theta} - x; \quad i(\theta) = E_\theta \left(\frac{1}{\theta} - X_1 \right)^2 = DX_1 = \frac{1}{\theta^2}.$$

(R8):

$$\forall \theta_0 \in \Theta \quad \exists \delta > 0 \text{ и } M(x): \forall \theta \in [\theta_0 - \delta, \theta_0 + \delta] \quad \left| \frac{\partial^3}{\partial \theta^3} \ln p_\theta(x) \right| \leq M(x)$$

и $E_\theta M(X_1) < +\infty$.

Так как $\frac{\partial^3}{\partial \theta^3} \ln p_\theta(x) = \frac{2}{\theta^3}$, то условие выполнено.

В этих условиях уравнение максимального правдоподобия имеет \sqrt{n} -асимптотически нормальное и асимптотически эффективное решение с вероятностью, стремящейся к 1. □

Инвариантность ОМП относительно замены параметра

Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \text{Exp}(\theta)$, где параметр $\theta > 0$. Тогда \bar{X} – эффективная оценка для $E_\theta X_1 = \frac{1}{\theta}$. Так как эффективные оценки являются оценками максимального правдоподобия, то \bar{X} – ОМП для $E_\theta X_1 = \frac{1}{\theta}$, причём

она асимптотически эффективна. ОМП – это $\hat{\theta} = \arg \max_{\theta \in \Theta} L(X, \theta)$, где $L(X, \theta) = \prod_{i=1}^n p_{\theta}(X_i)$.

Рассмотрим взаимно однозначное преобразование $\tau = \tau(\theta) : \Theta \rightarrow T$. Тогда $\theta = \theta(\tau) = \tau^{-1}(\tau)$ и

$$\hat{\tau} = \arg \max_{\tau \in T} L(X, \theta(\tau)) = \tau(\hat{\theta}).$$

Причём если оценка $\hat{\theta}$ асимптотически эффективна и преобразование $\tau(\theta)$ дифференцируемое и ненулевое, то из дельта-метода (утверждение (1.8)) следует, что оценка $\hat{\tau}$ тоже асимптотически эффективна.

Задача 7.7. Пусть X_1, \dots, X_n – независимые одинаково распределённые случайные величины, $X_1 \sim \text{Exp}(\theta)$, где параметр $\theta > 0$. Наблюдение: $X = (X_{(1)}, X_{(2)})$. Найти ОМП для θ .

Решение:

$X_{(1)}, X_{(2)}$ – зависимые случайные величины. Найдём их совместную плотность при $0 < x_1 < x_2$ (иначе она равна 0):

$$\begin{aligned} p_{X_{(1)}, X_{(2)}}(x_1, x_2) &= \lim_{|O_{x_1}|, |O_{x_2}| \rightarrow 0} \frac{P(X_{(1)} \in O_{x_1}, X_{(2)} \in O_{x_2})}{|O_{x_1}| \cdot |O_{x_2}|} = \\ &= \lim_{|O_{x_1}|, |O_{x_2}| \rightarrow 0} \frac{P(X_1 \in O_{x_1}, X_2 \in O_{x_2}, X_3, \dots, X_n > x_2)}{|O_{x_1}| \cdot |O_{x_2}|} = \\ &= \lim_{|O_{x_1}|, |O_{x_2}| \rightarrow 0} \left(n(n-1) \cdot \frac{P(X_1 \in O_{x_1})}{|O_{x_1}|} \cdot \frac{P(X_2 \in O_{x_2})}{|O_{x_2}|} \cdot P^{n-2}(X_3 > x_2) \right) = \\ &= n(n-1) p_{X_1}(x_1) p_{X_1}(x_2) (1 - F_{X_1}(x_2))^{n-2}. \end{aligned}$$

Учитывая, что $p_{X_1}(x) = \theta e^{-\theta x}$ и $F_{X_1}(x) = 1 - e^{-\theta x}$ при $x > 0$ (иначе равны 0), получаем при $0 < x_1 < x_2$:

$$\begin{aligned} p_{X_{(1)}, X_{(2)}}(x_1, x_2) &= n(n-1)\theta^2 e^{-\theta(x_1+x_2)} (e^{-\theta x_2})^{n-2}; \\ L_{\theta}(X_{(1)}, X_{(2)}) &= n(n-1)\theta^2 e^{-\theta(X_{(1)}+(n-1)X_{(2)})}; \\ \frac{\partial}{\partial \theta} \ln L_{\theta}(X_{(1)}, X_{(2)}) &= \frac{2}{\theta} - (X_{(1)} + (n-1)X_{(2)}) = 0; \\ \hat{\theta} &= \frac{2}{X_{(1)} + (n-1)X_{(2)}}. \end{aligned}$$

□

Семинар 8

Условное математическое ожидание в дискретном случае

Сначала рассмотрим пример. Эксперимент заключается в подбрасывании кубика 1 раз. Пусть ξ – выпавшее число очков, $\eta = I(\xi - \text{нечётное})$.

$$E\xi = 1 \cdot \frac{1}{6} + \dots + 6 \cdot \frac{1}{6} = 3,5;$$

$$E(\xi | \eta) = \left(2 \cdot \frac{1}{3} + 4 \cdot \frac{1}{3} + 6 \cdot \frac{1}{3} \right) \cdot I(\eta = 0) + \left(1 \cdot \frac{1}{3} + 3 \cdot \frac{1}{3} + 5 \cdot \frac{1}{3} \right) \cdot I(\eta = 1) = \\ = 4I(\eta = 0) + 3I(\eta = 1) = 4 - \eta.$$

Пусть (Ω, \mathcal{F}, P) – дискретное вероятностное пространство, ξ, η – дискретные случайные величины.

$E(\xi | \eta) = \sum_y E(\xi | \eta = y) \cdot I(\eta = y)$ – *условное математическое ожидание в дискретном случае*, где $E(\xi | \eta = y) = \sum_x xP(\xi = x | \eta = y) = \frac{E(\xi \cdot I(\eta = y))}{P(\eta = y)} =: \varphi(y)$. Тогда $E(\xi | \eta) = \sum_y \varphi(y)I(\eta = y) = \varphi(\eta)$.

Позже мы получим общие формулы, которые возьмём за определение. Эти формулы для дискретного случая являются частным случаем общих формул.

Задача 8.1. Пусть ξ, η – независимые случайные величины с дискретным распределением, $\xi \sim \text{Pois}(\lambda)$, $\eta \sim \text{Pois}(\mu)$. Найти $E(\xi | \xi + \eta)$.

Решение:

Учитывая, что ξ и η – независимые случайные величины, получаем:

$$P(\xi = x | \xi + \eta = y) = \frac{P(\xi = x, \eta = y - x)}{P(\xi + \eta = y)} = \frac{P(\xi = x)P(\eta = y - x)}{P(\xi + \eta = y)} \quad \ominus$$

Так как $\xi \sim \text{Pois}(\lambda)$ и $\eta \sim \text{Pois}(\mu)$, то $\xi + \eta \sim \text{Pois}(\lambda + \mu)$.

$$\ominus \frac{\lambda^x e^{-\lambda}}{x!} \cdot \frac{\mu^{y-x} e^{-\mu}}{(y-x)!} \cdot \frac{y! e^{\lambda+\mu}}{(\lambda+\mu)^y} = C_y^x \left(\frac{\lambda}{\lambda+\mu} \right)^x \left(\frac{\mu}{\lambda+\mu} \right)^{y-x},$$

где $y = 0, 1, 2, \dots$ и $x = 0, 1, 2, \dots, y$.

Заметим, что $\xi | \xi + \eta = y \sim \text{Bin} \left(y, \frac{\lambda}{\lambda + \mu} \right)$, тогда

$$E(\xi | \xi + \eta = y) = \sum_{x=0}^y xP(\xi = x | \xi + \eta = y) = y \cdot \frac{\lambda}{\lambda + \mu};$$

$$E(\xi | \xi + \eta) = (\xi + \eta) \cdot \frac{\lambda}{\lambda + \mu}.$$

□

Условное математическое ожидание в общем случае

Пусть η – одномерная случайная величина, тогда $\sigma(\eta) = \{\eta^{-1}(B) \mid \forall B \in \mathcal{B}(\mathbb{R})\}$ – сигма-алгебра, порождённая η .

Приведём пример. Пусть η – дискретная случайная величина, принимающая не более чем счётное количество значений $\{y_k\}$, где $k \geq 1$. Тогда $\sigma(\eta) = \sigma\{D_k := \eta^{-1}(y_k)\}$.

Утверждение 8.1. Случайная величина ξ измерима относительно сигма-алгебры $\sigma(\eta)$ тогда и только тогда, когда $\xi = \varphi(\eta)$ для некоторой борелевской функции φ .

Пусть ξ, η – случайные величины на вероятностном пространстве (Ω, \mathcal{F}, P) , причём $E|\xi| < +\infty$. Пусть $\hat{\xi} := E(\xi | \eta)$ – условное математическое ожидание. Выпишем свойства рассмотренного ранее условного математического ожидания для дискретной величины:

- 1) $\hat{\xi} = \varphi(\eta)$ – случайная величина, тогда по утверждению (8.1) $\hat{\xi}$ измерима относительно $\sigma(\eta)$;
- 2) $\forall A \in \sigma(\eta) \quad E\hat{\xi}I_A = E\xi I_A$.

Таким образом, из выписанных ранее формул для условного математического ожидания следуют эти свойства. Но можно показать, что верно и обратное, то есть если выполнены эти свойства, то выполняются выписанные ранее формулы для условного математического ожидания. Таким образом, эти свойства являются определяющими.

Определение 8.1. $\hat{\xi} := E(\xi | \eta)$ – условное математическое ожидание – это такая случайная величина, что:

- 1) $\hat{\xi}$ измерима относительно $\sigma(\eta)$;
- 2) $\forall A \in \sigma(\eta) \quad E\hat{\xi}I_A = E\xi I_A$.

Замечание 8.1. Условное математическое ожидание определяется относительно не случайной величины η , а относительно порождённой ей сигма-алгебры $\sigma(\eta)$, поэтому $\hat{\xi}$ можно записать так: $\hat{\xi} = E(\xi | \sigma(\eta))$.

Замечание 8.2. Можно показать (из теоремы Радона-Никодима), что если $E|\xi| < +\infty$, то $\hat{\xi}$ существует и почти наверное единственна.

Задача 8.2. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{U}[0, 1]$. Найти $E(X_1 | X_{(n)})$.

Решение:

$E(X_1 | X_{(n)}) = \varphi(X_{(n)})$, где φ – борелевская функция, причём

$$P_{X_{(n)}}(x) = nx^{n-1}I(0 \leq x \leq 1).$$

Пусть $A = \{X_{(n)} \leq z\} = \{Z_1 \leq z, \dots, X_n \leq z\}$, где $z \in [0, 1]$.

$$E\varphi(X_{(n)})I_A = \int_0^z \varphi(y)ny^{n-1} dy;$$

$$EX_1I_A = \int_0^z \dots \int_0^z x_1 dx_1 \dots dx_n = \frac{z^2}{2} \cdot z^{n-1} = \frac{z^{n+1}}{2}.$$

Так как $E\varphi(X_{(n)})I_A = EX_1I_A$, то, продифференцировав это равенство по z , получим следующее равенство, выполняющееся почти всюду в $z = [0, 1]$:

$$\varphi(z)nz^{n-1} = \frac{n+1}{2}z^n; \quad \varphi(z) = \frac{n+1}{2n}z.$$

Так как условное математическое ожидание единственно, то

$$E(X_1 | X_{(n)}) = \frac{n+1}{2n}X_{(n)}.$$

□

Свойства условного математического ожидания

Будем предполагать, что математические ожидания, участвующие в свойствах, конечны. Кроме этого, так как математическое ожидание выполняется с точностью до множества меры 0, то равенства в свойствах выполняются почти наверное.

Утверждение 8.2. *Свойства условного математического ожидания:*

- 1) $E(\varphi(\eta) | \eta) = \varphi(\eta) \quad \forall$ борелевской функции φ ; в частности, $E(a | \eta) = a$;
- 2) $E(a\xi + b\zeta | \eta) = aE(\xi | \eta) + bE(\zeta | \eta)$;
- 3) $EE(\xi | \eta) = E\xi$ – формула полной вероятности (формула полного условного математического ожидания);
- 4) $E(\xi \cdot \varphi(\eta) | \eta) = \varphi(\eta)E(\xi | \eta) \quad \forall$ борелевской функции φ ;
- 5) если ξ и η независимы, то $E(\xi | \eta) = E\xi$;
- 6) если ξ и η независимы, то $Eg(\xi, \eta) = EE(g(\xi, \eta) | \eta) = E(Eg(\xi, y))_{y=\eta}$.

Задача 8.3. Пусть ξ, η – независимые случайные величины, $\xi \sim \text{Exp}(\lambda)$, $\eta \sim \text{Exp}(\mu)$. Найти $P(\xi < \eta)$.

Решение:

Используя свойство (6) из утверждения (8.2), получим:

$$P(\xi < \eta) = EI(\xi < \eta) = E(EI(\xi < y))_{y=\eta} = EF_\xi(\eta) = \int_{\mathbb{R}} F_\xi(y)p_\eta(y) dy =$$

$$= \int_0^{+\infty} (1 - e^{-\lambda y}) \mu e^{-\mu y} dy = \mu \left(-\frac{e^{-\mu y}}{\mu} + \frac{e^{-(\lambda+\mu)y}}{\lambda + \mu} \right) \Big|_0^{+\infty} = \mu \left(\frac{1}{\mu} - \frac{1}{\lambda + \mu} \right) = \frac{\lambda}{\lambda + \mu}.$$

□

Задача 8.4. Пусть $\xi \sim \mathcal{U}[-1, 1]$. Найти $E(\xi | \xi^2)$.

Решение:

1-й способ.

Так как две случайные величины, одна из которых является взаимно однозначным преобразованием другой, порождают одинаковые сигма-алгебры, а условное математическое ожидание определено относительно сигма-алгебры, то получаем:

$$E(\xi | \xi^2) = E(\xi | |\xi|) = E(|\xi| \operatorname{sgn}(\xi) | |\xi|) = |\xi| \cdot E(\operatorname{sgn}(\xi) | |\xi|) \ominus$$

(использовали свойство (4) из утверждения (8.2)).

В силу симметричности распределения относительно 0 получаем:

$$P(\operatorname{sgn}(\xi) = 1, |\xi| \leq z) = P(0 < \xi \leq z) = \frac{1}{2} P(|\xi| \leq z) = P(\operatorname{sgn}(\xi) = 1) \cdot P(|\xi| \leq z);$$

$$P(\operatorname{sgn}(\xi) = -1, |\xi| \leq z) = P(-z \leq \xi < 0) = \frac{1}{2} P(|\xi| \leq z) = P(\operatorname{sgn}(\xi) = -1) \cdot P(|\xi| \leq z);$$

$$F_{\operatorname{sgn}(\xi), |\xi|}(x, z) = F_{\operatorname{sgn}(\xi)}(x) \cdot F_{|\xi|}(z).$$

Таким образом, случайные величины $\operatorname{sgn}(\xi)$ и $|\xi|$ независимы, тогда согласно свойству (5) из утверждения (8.2) получаем:

$$\ominus |\xi| \cdot E(\operatorname{sgn}(\xi)) = |\xi| \cdot \left(1 \cdot \frac{1}{2} + 0 \cdot 0 - 1 \cdot \frac{1}{2} \right) = 0.$$

□

Утверждение 8.3. Пусть величины $\xi, \tilde{\xi}, \eta$ заданы на одном вероятностном пространстве, причём $\begin{pmatrix} \xi \\ \eta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tilde{\xi} \\ \eta \end{pmatrix}$. Тогда $E(\xi | \eta) \stackrel{n.n.}{=} E(\tilde{\xi} | \eta)$.

Приведём ещё один способ решения задачи (8.4).

Решение:

2-й способ.

Так как ξ распределена симметрично относительно 0, то $\xi \stackrel{d}{=} -\xi$. Тогда $h(\xi) = -h(\xi) \quad \forall$ борелевской функции h . Пусть $h(x) = \begin{pmatrix} x \\ x^2 \end{pmatrix}$. Тогда $\begin{pmatrix} \xi \\ \xi^2 \end{pmatrix} \stackrel{d}{=} \begin{pmatrix} -\xi \\ \xi^2 \end{pmatrix}$.

Значит, $E(\xi | \xi^2) \stackrel{n.n.}{=} E(-\xi | \xi^2)$. Воспользуемся свойством (1) из утверждения (8.2), получим: $E(\xi | \xi^2) \stackrel{n.n.}{=} -E(\xi | \xi^2)$. Значит, $E(\xi | \xi^2) \stackrel{n.n.}{=} 0$. □

Задача 8.5. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $E|X_1| < +\infty$. Найти $E(X_1 | \bar{X})$.

Решение:

Случайные векторы $\begin{pmatrix} X_i \\ \bar{X} \end{pmatrix}$ одинаково распределены $\forall i = \overline{1, n}$. Значит все условные математические ожидания вида $E(X_i | \bar{X})$ равны почти наверное.

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n E(X_i | \bar{X}) &\stackrel{\text{п.н.}}{=} \sum_{i=1}^n E(X_1 | \bar{X}) \stackrel{\text{п.н.}}{=} nE(X_1 | \bar{X}); \\ \sum_{i=1}^n E(X_i | \bar{X}) &\stackrel{\text{п.н.}}{=} E\left(\sum_{i=1}^n X_i | \bar{X}\right) \stackrel{\text{п.н.}}{=} E(n\bar{X} | \bar{X}) \stackrel{\text{п.н.}}{=} n\bar{X}; \\ E(X_1 | \bar{X}) &\stackrel{\text{п.н.}}{=} \bar{X}. \end{aligned}$$

□

Многомерное гауссовское распределение

Определение 8.2. Пусть $\xi \in \mathbb{R}^n$. Будем говорить, что ξ имеет *многомерное гауссовское распределение с параметрами a и Q* (обозначение: $\xi \sim \mathcal{N}_n(a, Q)$), где $a \in \mathbb{R}^n$, $Q \geq 0$ – матрица размера $n \times n$, если характеристическая функция ξ имеет вид

$$\varphi_\xi(t) = Ee^{it^T \xi} = e^{it^T a - \frac{t^T Q t}{2}}, \quad \text{где } t \in \mathbb{R}^n.$$

Замечание 8.3. Если $Q > 0$, то плотность вероятности для случайного вектора ξ существует и её можно выписать в явном виде:

$$p_\xi(x) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^n \sqrt{\det Q}} e^{-\frac{1}{2}(x-a)^T Q^{-1}(x-a)}, \quad \text{где } x \in \mathbb{R}^n.$$

Утверждение 8.4. Пусть $\xi \sim \mathcal{N}_n(a, Q)$, A – матрица такого размера, чтобы её можно было умножить на ξ , тогда

$$A\xi \sim \mathcal{N}(Aa, AQA^T).$$

Доказательство:

$$\varphi_{A\xi}(t) = Ee^{it^T A\xi} = \varphi_\xi(A^T t) = e^{it^T Aa - \frac{t^T AQA^T t}{2}}.$$

■

Сформулируем следствие. В качестве A возьмём вектор-строчку, у которой на i -м месте 1, а остальные элементы 0. Пусть $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_n)^T$, $a = (a_1, \dots, a_n)^T$, $Q = (q_{ij})$. Тогда из утверждения (8.4) получим: $\xi_i \sim \mathcal{N}(a_i, q_{ii})$. Таким образом, все компоненты (и любой подвектор) гауссовского вектора тоже гауссовские. Обратное, вообще говоря, неверно.

Утверждение 8.5. Пусть $\xi \sim \mathcal{N}_n(a, Q)$, $\xi = \begin{pmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{pmatrix}$. Случайные величины (или векторы) ξ_1 и ξ_2 независимы тогда и только тогда, когда $\text{Cov}(\xi_1, \xi_2) = 0$.

Задача 8.6. Пусть $\begin{pmatrix} \xi \\ \eta \end{pmatrix} \sim \mathcal{N} \left(\begin{pmatrix} 3 \\ 3 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \right)$.

Найти: а) $E(\xi + \eta | \xi - \eta)$; б) $E(e^{\xi + \eta} | \xi - \eta)$.

Решение:

а) Пусть $X := \xi + \eta$, $Y := \xi - \eta$.

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} &= \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \xi \\ \eta \end{pmatrix} \simeq \\ EX &= E\xi + E\eta = 3 + 3 = 6; & EY &= E\xi - E\eta = 3 - 3 = 0; \\ DX &= D\xi + D\eta + 2\text{Cov}(\xi, \eta) = 1 + 2 + 2 = 5; \\ DY &= D\xi + D\eta - 2\text{Cov}(\xi, \eta) = 1 + 2 - 2 = 1; \\ \text{Cov}(X, Y) &= D\xi + \text{Cov}(\xi, \eta) - \text{Cov}(\xi, \eta) - D\eta = 1 - 2 = -1; \\ &\simeq \mathcal{N}_2 \left(\begin{pmatrix} 6 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 5 & -1 \\ -1 & 1 \end{pmatrix} \right). \end{aligned}$$

Пусть $Z := X - aY$, где a – некоторая константа. Тогда $X = aY + Z$. Подберём константу a так, чтобы случайные величины Y и Z были независимы. Так как $\begin{pmatrix} Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & -a \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} \sim \mathcal{N}_2$, то Y и Z независимы тогда и только тогда, когда $\text{Cov}(Y, Z) = 0$.

$$\text{Cov}(Y, Z) = \text{Cov}(X, Y) - a \cdot DY = -1 - a \cdot 1 = 0; \quad a = -1.$$

Таким образом, $X = Z - Y$. Теперь, учитывая, что Y и Z независимы, получаем:

$$\begin{aligned} E(\xi + \eta | \xi - \eta) &= E(X | Y) = E(Z - Y | Y) = E(Z | Y) - E(Y | Y) = EZ - Y \stackrel{\ominus}{=} \\ EZ &= E(X + Y) = EX + EY = 6 + 0 = 6; \\ &\stackrel{\ominus}{=} 6 - Y = 6 + \eta - \xi. \end{aligned}$$

б) Так как Y и Z независимы, то Y и e^Z тоже независимы. Тогда получаем:

$$\begin{aligned} E(e^{\xi + \eta} | \xi - \eta) &= E(e^X | Y) = E(e^{Z - Y} | Y) = E(e^Z \cdot e^{-Y} | Y) = e^{-Y} \cdot Ee^Z \stackrel{\ominus}{=} \\ Z &= 2\xi \sim \mathcal{N}(6, 4); \quad \varphi_Z(-i) = Ee^Z = e^{6 + \frac{1}{2} \cdot 4} = e^8; \\ &\stackrel{\ominus}{=} e^{8 - Y} = e^{8 + \eta - \xi}. \end{aligned}$$

□

Семинар 9

Условное распределение

Определение 9.1. Пусть ξ, η – случайные величины, заданные на вероятностном пространстве (Ω, \mathcal{F}, P) , причём $E|\xi| < +\infty$. Тогда

$$\forall C \in \mathcal{F} \quad P(C | \eta) := E(I_C | \eta)$$

– условная вероятность события C относительно η .

Так как условное математическое ожидание является случайной величиной, определённой с точностью до множества меры 0, то условная вероятность является функцией, зависящей от множества C и элементарного исхода ω , определённой с точностью до множества меры 0: $P(C | \eta) = g(C, \omega)$. Хотелось бы, чтоб при фиксированном ω условная вероятность обладала свойствами вероятности: вероятность пустого множества равна 0, вероятность всего пространства элементарных исходов равна 1, аддитивность. Однако с аддитивностью возникают сложности.

Пусть $C_1, C_2 \in \mathcal{F}$ – непересекающиеся события, тогда

$$P(C_1 + C_2 | \eta) \stackrel{\text{п.н.}}{=} P(C_1 | \eta) + P(C_2 | \eta).$$

Пусть это равенство не выполняется на множестве нулевой меры $\mathcal{N}_{C_1 C_2}$. Рассмотрим множество $\mathcal{N} := \bigcup \mathcal{N}_{C_1 C_2}$ – объединение множеств нулевой вероятности по всем непересекающимся событиям C_1, C_2 . Таких множеств под знаком объединения может быть более чем счётное количество. Тогда множество \mathcal{N} может иметь положительную вероятность. В этом случае для всех элементарных исходов из множества \mathcal{N} функция $g(\cdot, \omega)$ не является мерой, так как для неё не выполнено свойство аддитивности.

Определение 9.2. Если $P(C | \eta)$ является мерой для почти всех элементарных исходов, то будем называть её *регулярной условной вероятностью события C относительно η* .

Определение 9.3. Условное распределение ξ относительно η – это регулярная условная вероятность $P_\xi(B | \eta) := P(\xi \in B | \eta) \quad \forall B \in \mathcal{B}(\mathbb{R})$.

Условное распределение ξ относительно η является борелевской функцией от случайной величины η : $g_B(\eta) := P_\xi(B | \eta)$.

Определение 9.4. Функцию $g_B(y) = P_\xi(B | \eta = y)$ будем называть *условным распределением ξ относительно события $\{\eta = y\}$* .

Теорема 9.1. Пусть случайный вектор (ξ, η) имеет совместную плотность $f_{\xi, \eta}(x, y)$ относительно $\lambda \times \mu$. Тогда

$$\forall B \in \mathcal{B}(\mathbb{R}) \quad P_\xi(B | \eta = y) = \int_B f_{\xi | \eta}(x | y) \lambda(dx),$$

$$\text{где } f_{\xi|\eta}(x|y) = \begin{cases} \frac{f_{\xi,\eta}(x,y)}{f_{\eta}(y)}, & \text{если } f_{\eta}(y) > 0 \\ 0, & \text{если } f_{\eta}(y) = 0 \end{cases}.$$

Определение 9.5. Функция $f_{\xi|\eta}(x|y)$ из теоремы (9.1) называется *условной плотностью* ξ относительно события $\{\eta = y\}$.

В качестве следствия получаем формулу для расчёта условного математического ожидания $h(\xi)$ относительно $\eta = y$:

$$E(h(\xi) | \eta = y) = \int_{\mathbb{R}} h(x) f_{\xi|\eta}(x|y) \lambda(dx).$$

Решение задач на условное распределение

Задача 9.1. Пусть $X, Y \sim \mathcal{U}(0, 1)$ – независимые одинаково распределённые случайные величины. Найти $E(X | XY)$.

Решение:

Пусть $Z := XY$ и $g \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X \\ Z \end{pmatrix}$ – взаимно однозначное преобразование. Тогда $g^{-1} \begin{pmatrix} X \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X \\ Z/X \end{pmatrix}$.

Запишем совместную плотность:

$$f_{X,Y}(x,y) = f_X(x)f_Y(y) = I(0 < x < 1, 0 < y < 1).$$

Используем формулу

$$f_{g(X,Y)}(u,v) = f_{X,Y}(x,y) \cdot |J_{g^{-1}}(u,v)|,$$

где $\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = g^{-1} \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix}$.

$$J_{g^{-1}} = \det \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{z}{x^2} & \frac{1}{x} \end{pmatrix} = \frac{1}{x};$$

$$f_{X,Z}(x,z) = I\left(0 < x < 1, 0 < \frac{z}{x} < 1\right) \cdot \frac{1}{|x|} = \frac{1}{x} I(0 < z < x < 1);$$

$$\forall z \in (0, 1) \quad p_Z(z) = \int_{\mathbb{R}} p_{X,Z}(x,z) dx = \int_z^1 \frac{dx}{x} = \ln x \Big|_z^1 = -\ln z;$$

$$p_{X|Z}(x|z) = \frac{p_{X,Z}(x,z)}{p_Z(z)} = -\frac{1}{x \ln z} I(0 < z < x < 1);$$

$$E(X | Z = z) = \int_{\mathbb{R}} xp_{X|Z}(x|z) dx = - \int_z^1 \frac{x}{x \ln z} dx = \frac{z-1}{\ln z};$$

$$E(X | XY) = \frac{XY-1}{\ln(XY)}.$$

□

Задача 9.2. Пусть $\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} \sim \mathcal{N}_2 \left(\begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_1\sigma_2\rho \\ \sigma_1\sigma_2\rho & \sigma_2^2 \end{pmatrix} \right)$. Найти $f_{X|Y}(x|y)$.

Решение:

$$Q = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_1\sigma_2\rho \\ \sigma_1\sigma_2\rho & \sigma_2^2 \end{pmatrix}; \quad \det Q = \sigma_1^2\sigma_2^2(1-\rho^2);$$

$$Q^{-1} = \frac{1}{\sigma_1^2\sigma_2^2(1-\rho^2)} \begin{pmatrix} \sigma_2^2 & -\rho\sigma_1\sigma_2 \\ -\rho\sigma_1\sigma_2 & \sigma_1^2 \end{pmatrix};$$

$$(x-a_1 \quad y-a_2) Q^{-1} \begin{pmatrix} x-a_1 \\ y-a_2 \end{pmatrix} =$$

$$= \frac{1}{\sigma_1^2\sigma_2^2(1-\rho^2)} (\sigma_2^2(x-a_1)^2 + \sigma_1^2(y-a_2)^2 - 2\rho\sigma_1\sigma_2(x-a_1)(y-a_2));$$

$$f_{X,Y}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} e^{-\frac{\sigma_2^2(x-a_1)^2 + \sigma_1^2(y-a_2)^2 - 2\rho\sigma_1\sigma_2(x-a_1)(y-a_2)}{2\sigma_1^2\sigma_2^2(1-\rho^2)}};$$

$$Y \sim \mathcal{N}(a_2, \sigma_2^2); \quad f_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} e^{-\frac{(y-a_2)^2}{2\sigma_2^2}};$$

$$f_{X|Y}(x|y) = \frac{f_{X,Y}(x,y)}{f_Y(y)} =$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1\sqrt{1-\rho^2}} e^{-\frac{1}{2\sigma_1^2(1-\rho^2)} \left((x-a_1)^2 + \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2}\rho^2(y-a_2)^2 - 2\rho\frac{\sigma_1}{\sigma_2}(x-a_1)(y-a_2) \right)} =$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1\sqrt{1-\rho^2}} e^{-\frac{1}{2\sigma_1^2(1-\rho^2)} \left((x-a_1) - \frac{\sigma_1}{\sigma_2}\rho(y-a_2) \right)^2}.$$

□

Замечание 9.1. $f_{X|Y}(x|y)$ – плотность $\mathcal{N} \left(a_1 + \frac{\sigma_1}{\sigma_2}\rho(y-a_2), \sigma_1^2(1-\rho^2) \right)$. Тогда получаем:

$$E(X | Y = y) = a_1 + \frac{\sigma_1}{\sigma_2}\rho(y-a_2); \quad D(X | Y = y) = \sigma_1^2(1-\rho^2).$$

Семинар 10

Байесовские оценки

Пусть $X \sim P_\theta$, где параметр $\theta \in \Theta$.

Определение 10.1. $R_{\hat{\theta}(X)}(\theta) = R(\theta, \hat{\theta}(X)) := E_\theta(\hat{\theta}(X) - \theta)^2$ – *среднеквадратическая функция риска*.

Определение 10.2. $r_Q := \min_{\hat{\theta}(X)} \int_{\Theta} R_{\hat{\theta}(X)}(t) Q(dt)$ – *байесовский риск*, где Q – вероятностное распределение на множестве Θ .

Распределение Q должно быть известно и называется *априорным* (известным до опыта) распределением.

Определение 10.3. $\theta_Q^* := \arg \min_{\hat{\theta}(X)} \int_{\Theta} R_{\hat{\theta}(X)}(t) Q(dt)$ – *байесовская оценка*.

Пусть $\Theta \subseteq \mathbb{R}^1$, $q(t)$ – плотность априорного распределения Q относительно некоторой меры λ , $p_\theta(x)$ – плотность распределения P_θ относительно некоторой меры μ (условная плотность $X|\theta$). Тогда $(Q, X) \sim q(t)p_t(X)$.

Теорема 10.1. *Байесовская оценка со среднеквадратической функцией риска вычисляется по формуле*

$$\theta_Q^*(X) = E(\theta | X) = \int_{\Theta} t \cdot q(t | X) \lambda(dt),$$

где $q(t | X) = \frac{q(t)p_t(X)}{p(X)}$ – апостериорная (полученная из опыта) условная плотность, где $p(X) = \int_{\Theta} q(t)p_t(X)\lambda(dt)$.

Решение задач на байесовские оценки

Задача 10.1. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \text{Bin}(1, \theta)$, где параметр $\theta \in (0, 1)$. $P(X_1 = x) = \theta^x(1 - \theta)^{1-x}$, где $x = 0$ или 1 . Тогда $p_\theta(X) = \theta^{\sum_{i=1}^n X_i} (1 - \theta)^{n - \sum_{i=1}^n X_i}$. Пусть $\theta \sim \text{Beta}(\alpha, \beta)$ – априорное распределение, где $\alpha > 0$, $\beta > 0$. $q(t) = \frac{t^{\alpha-1}(1-t)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta)} I(t \in (0, 1))$. Вычислить байесовскую оценку θ_Q^* .

Решение:

$$q(t)p_t(X) = \frac{t^{n\bar{X}+\alpha-1}(1-t)^{n-n\bar{X}+\beta-1}}{B(\alpha, \beta)} I(t \in (0, 1));$$

$$\theta|X \sim \text{Beta}(n\bar{X} + \alpha, n - n\bar{X} + \beta);$$

$$\theta_Q^* = E(\theta|X) = \frac{n\bar{X} + \alpha}{n + \alpha + \beta}.$$

□

Замечание 10.1. Сравним найденную байесовскую оценку θ_Q^* с эффективной оценкой \bar{X} . Для этого запишем байесовскую оценку в следующем виде:

$$\theta_Q^* = \frac{n}{n + \alpha + \beta} \bar{X} + \frac{\alpha + \beta}{n + \alpha + \beta} \cdot \frac{\alpha}{\alpha + \beta}.$$

Так как $E\theta = \frac{\alpha}{\alpha + \beta}$ для распределения $Q \sim \text{Beta}(\alpha, \beta)$, то байесовская оценка является взвешенным средним эффективной оценки \bar{X} и априорной оценки $E\theta = \frac{\alpha}{\alpha + \beta}$.

Если $\alpha \rightarrow \infty$, $\beta \rightarrow \infty$ при условии, что $\frac{\alpha}{\beta}$ постоянно и n фиксировано, то $\theta_Q^* \xrightarrow{P} \frac{\alpha}{\alpha + \beta}$.

Если α и β фиксированы, а $n \rightarrow \infty$, то $\theta_Q^* \xrightarrow{P} \theta \quad \forall \theta \in (0, 1)$.

$\theta_Q^* = \bar{X}$, если $\alpha = \beta = 0$, но распределение $\text{Beta}(0, 0)$ не является вероятностным.

Если $\theta \sim \mathcal{U}(0, 1) = \text{Beta}(1, 1)$ – априорное распределение, то $\theta_Q^* = \frac{\bar{X} + \frac{1}{2}}{1 + \frac{1}{n}}$.

Задача 10.2. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{N}(0, \theta)$, где параметр $\theta > 0$. Используя априорное сопряжённое распределение, найти байесовскую оценку θ_Q^* .

Решение:

$$p_\theta(X) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^n} \cdot \frac{1}{\theta^{\frac{n}{2}}} e^{-\frac{1}{2\theta} \sum_{i=1}^n X_i^2}.$$

Пусть $\tau = \frac{1}{\theta} \sim \text{Gamma}(\lambda, k)$, тогда

$$p_\tau(X) \propto \tau^{\frac{n}{2}} e^{-\frac{\tau}{2} \cdot n\bar{X}^2},$$

где \propto – равенство с точностью до константы (которая не важна, так как в будущем

сократится).

$$q(t) \propto t^{k-1} e^{-\lambda t} I(t > 0);$$

$$q(t)p_t(X) \propto t^{\frac{n}{2}+k-1} e^{-t(\frac{n}{2}\overline{X^2}+\lambda)} I(t > 0);$$

$$\tau|X \sim \text{Gamma}\left(\frac{n}{2}\overline{X^2} + \lambda, \frac{n}{2} + k\right);$$

$$\theta_Q^* = E(\theta|X) = E\left(\frac{1}{\tau} \middle| X\right) \ominus$$

$$E\left(\frac{1}{\tau}\right) = \int_0^{+\infty} \frac{\lambda^k}{t} \cdot \frac{t^{k-1} e^{-\lambda t}}{\Gamma(k)} dt = \frac{\lambda}{k-1} \int_0^{+\infty} \frac{t^{k-2} e^{-\lambda t} \lambda^{k-1}}{\Gamma(k-1)} dt = \frac{\lambda}{k-1},$$

так как $\frac{t^{k-2} e^{-\lambda t} \lambda^{k-1}}{\Gamma(k-1)}$ – плотность распределения $\Gamma(\lambda, k-1)$.

$$\ominus \frac{\frac{\frac{n}{2}\overline{X^2} + \lambda}{\frac{n}{2} + k - 1}}{\frac{n}{2} + k - 1}.$$

□

Замечание 10.2. Так как

$$\theta_Q^* = \frac{\frac{n}{2}}{\frac{n}{2} + k - 1} \overline{X^2} + \frac{k-1}{\frac{n}{2} + k - 1} \cdot \frac{\lambda}{k-1},$$

то байесовская оценка представляет собой взвешенную среднее эффективной оценки $\overline{X^2}$ для θ и априорной оценки.

Эта оценка состоятельна, так как $\theta_Q^* \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} \theta \quad \forall \theta > 0$.

Задача 10.3. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{N}(\theta, 1)$, где параметр $\theta \in \Theta = \{\pm a\}$. Найти байесовскую оценку θ_Q^* для $Q \sim \pm a$ с вероятностями $\frac{1}{2}$. Будет ли эта оценка состоятельной?

Решение:

$$q(t) = \frac{1}{2} I(t = \pm a);$$

$$p_\theta(X) \propto e^{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (X_i - \theta)^2} = e^{-\frac{n\overline{X^2}}{2}} \cdot e^{n\theta\overline{X}} \cdot e^{-\frac{n\theta^2}{2}}$$

где \propto – равенство с точностью до константы (которая не важна, так как в будущем

сократится).

$$q(t)p_t(X) \propto I(t = \pm a) \cdot e^{nt\bar{X}} \cdot e^{-\frac{nt^2}{2}} \propto I(t = \pm a) \cdot e^{nt\bar{X}};$$

$$q(t|X) = \frac{e^{nt\bar{X}} I(t = \pm a)}{e^{-na\bar{X}} + e^{na\bar{X}}};$$

$$\theta_Q^* = E(\theta|X) = \frac{a(e^{na\bar{X}} - e^{-na\bar{X}})}{e^{na\bar{X}} + e^{-na\bar{X}}} = a \operatorname{th}(na\bar{X}).$$

Рассмотрим случай $\theta = a$. Тогда $\bar{X} \xrightarrow{п.н.} \theta$, значит, $a\bar{X} \xrightarrow{п.н.} \theta^2$, значит, $\operatorname{th}(na\bar{X}) \xrightarrow{п.н.} 1$, значит, $\theta_Q^* \xrightarrow{п.н.} \theta$. Таким образом, при $\theta = a$ оценка состоятельна. Аналогично можно показать состоятельность оценки и при $\theta = -a$. \square

Минимаксные оценки

Определение 10.4. $\theta^*(X) = \min_{\hat{\theta}(X)} \sup_{\theta \in \Theta} R(\theta, \hat{\theta}(X))$ – минимаксная оценка.

Определение 10.5. Q – наименее благоприятное априорное распределение, если $r_Q \geq r_{Q'} \quad \forall$ априорного распределения Q' на Θ .

Лемма 10.1. Если \exists байесовская оценка $\theta_Q^* : \sup_{\theta \in \Theta} R_{\theta_Q^*}(\theta) = r_Q$, то θ_Q^* – минимаксная оценка и Q – наименее благоприятное априорное распределение.

В качестве следствия получаем: если θ_Q^* – байесовская оценка с постоянным риском (то есть не зависит от θ), то θ_Q^* – минимаксная оценка.

Решение задач на минимаксные оценки

Задача 10.4. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \operatorname{Bin}(1, \theta)$, где параметр $\theta \in (0, 1)$. Найти минимаксную оценку для θ .

Решение:

При решении задачи (10.1) мы получили для сопряжённого априорного распределения $\theta \sim \operatorname{Beta}(\alpha, \beta)$, где $\alpha, \beta > 0$, байесовскую оценку $\theta_Q^* = \frac{n\bar{X} + \alpha}{n + \alpha + \beta} = a\bar{X} + b$, где $a = \frac{n}{n + \alpha + \beta}$ и $b = \frac{\alpha}{n + \alpha + \beta}$, причём $a, b \in (0, 1)$.

Вычислим функцию риска для байесовской оценки:

$$\begin{aligned} R(\theta, \theta_Q^*) &= E(\theta_Q^* - \theta)^2 = D_\theta \theta_Q^* + (E\theta_Q^* - \theta)^2 = a^2 D_\theta \bar{X} + ((a-1)\theta + b)^2 = \\ &= \frac{a^2}{n} \theta(1-\theta) + (a-1)^2 \theta^2 + 2b(a-1)\theta + b^2. \end{aligned} \quad (10.1)$$

Чтобы функция $R(\theta, \theta_Q^*)$ не зависела от θ , в выражении (10.1) коэффициенты при θ^2 и при θ должны быть равны 0:

$$\begin{cases} -\frac{a^2}{n} + (a-1)^2 = 0 & \textcircled{1} \\ \frac{a^2}{n} + 2b(a-1) = 0 & \textcircled{2} \end{cases};$$

$$\textcircled{1} \quad 1 - a = \frac{a}{\sqrt{n}}; \quad a = \frac{1}{1 + \frac{1}{\sqrt{n}}} = \frac{\sqrt{n}}{\sqrt{n} + 1};$$

$$\textcircled{1} + \textcircled{2}: \quad (a-1)(a-1+2b) = 0; \quad b = \frac{1-a}{2} = \frac{a}{2\sqrt{n}} = \frac{1}{2(\sqrt{n}+1)}.$$

Запишем байесовскую оценку с постоянным риском:

$$\theta_Q^* = a\bar{X} + \frac{a}{2\sqrt{n}} = \frac{\left(\bar{X} + \frac{1}{2\sqrt{n}}\right)\sqrt{n}}{\sqrt{n}+1} = \frac{n\bar{X} + \frac{\sqrt{n}}{2}}{n + \sqrt{n}}.$$

Такая байесовская оценка соответствует априорному распределению $Q \sim \text{Beta}\left(\frac{\sqrt{n}}{2}, \frac{\sqrt{n}}{2}\right)$. Тогда по лемме (10.1) получаем, что θ_Q^* – минимаксная оценка. \square

Замечание 10.3. Сравним найденную минимаксную оценку с эффективной оценкой \bar{X} . Для этого запишем риск минимаксной оценки и оценки \bar{X} :

$$R_{\theta_Q^*}(\theta) = b^2 = \frac{1}{4(\sqrt{n}+1)^2}; \quad R_{\bar{X}}(\theta) = D_{\theta}\bar{X} = \frac{\theta(1-\theta)}{n}.$$

Графиком $R_{\bar{X}}(\theta)$ является парабола с ветвями вниз и вершиной в точке $\theta = \frac{1}{2}$, $R = \frac{1}{4n}$, проходящая через точки $(0, 0)$ и $(0, 1)$. Значений $R_{\theta_Q^*}(\theta)$ постоянно и меньше значения вершины параболы $R_{\bar{X}}(\theta)$. Тогда в некотором интервале $I_n = \left(\frac{1}{2} - \delta_n; \frac{1}{2} + \delta_n\right)$ вокруг вершины параболы получаем, что $R_{\theta_Q^*}(\theta) < R_{\bar{X}}(\theta)$, а за его пределами $R_{\theta_Q^*}(\theta) \geq R_{\bar{X}}(\theta)$.

Найдём δ_n из условия $R_{\theta_Q^*}(\theta) = R_{\bar{X}}(\theta)$ при $\theta = \frac{1}{2} + \delta_n$:

$$\frac{1}{n} \left(\frac{1}{2} + \delta_n\right) \left(\frac{1}{2} - \delta_n\right) = \frac{1}{4(\sqrt{n}+1)^2};$$

$$\frac{1}{4} - \delta_n^2 = \frac{n}{4(\sqrt{n}+1)^2};$$

$$\delta_n = \frac{1}{2} \sqrt{1 - \left(\frac{\sqrt{n}}{\sqrt{n} + 1} \right)^2}.$$

Как видно, для малых значений n получается, что δ_n близко к 1, поэтому интервал I_n в этом случае будет покрывать большую часть интервала $(0, 1)$. А при $n \rightarrow +\infty$ интервал I_n вырождается в малую окрестность точки $\left\{ \frac{1}{2} \right\}$, причём

$$\frac{\sup_{\theta} R_{\bar{X}}}{\sup_{\theta} R_{\theta^*_{\mathcal{Q}}}} = \frac{4(\sqrt{n} + 1)^2}{4n} = \left(1 + \frac{1}{\sqrt{n}} \right)^2 \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 1.$$

Таким образом, минимаксная оценка может быть пригодна только при малых значениях n .

Семинар 11

Достаточные статистики и оптимальные оценки

Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка. Распределение наблюдения X принадлежит параметрическому классу $\{P_\theta, \theta \in \Theta\}$. Запишем для оценки $\hat{\theta}(X)$ среднеквадратичную функцию риска: $R_{\hat{\theta}(X)}(\theta) := E_\theta(\hat{\theta}(X) - \theta)^2$. Мы хотим, чтобы у наилучшей оценки функция $R_{\hat{\theta}(X)}(\theta)$ была равномерно наименьшей по всем значениям $\theta \in \Theta$. Если рассматривать всевозможные оценки параметра θ , то наилучшей оценки в написанном выше смысле не найдётся. Поэтому сузим класс оценок, в котором будем искать наилучшую, до класса несмещённых оценок. В этом случае среднеквадратичная функция риска превращается в дисперсию.

Определение 11.1. $\tau^*(X)$ – оптимальная оценка для $\tau(\theta)$, если:

- 1) $E_\theta \tau^*(X) = \tau(\theta) \quad \forall \theta \in \Theta$;
- 2) $D_\theta \tau^*(X) \leq D_\theta \hat{\tau}(X) \quad \forall \theta \in \Theta$ для любых $\hat{\tau}(X)$, являющихся несмещёнными оценками для $\tau(\theta)$.

Определение 11.2. $S(X)$ – достаточная статистика для $\{P_\theta, \theta \in \Theta\}$ (для θ), если \exists вариант условного распределения $P_\theta(X \in B | S(X) = s)$, не зависящий от параметра θ при любых значениях s .

Теорема 11.1 (Критерий факторизации). Пусть наблюдение X имеет плотность $p_\theta(X)$ относительно некоторой меры μ . Тогда статистика $S(X)$ достаточна для θ тогда и только тогда, когда $p_\theta(X) = h(X) \cdot g(\theta, S(X))$ для почти всех значений X по мере μ .

Теорема 11.2 (Теорема Колмогорова-Блэкуэлла-Рао). Пусть $\hat{\tau}(X)$ – несмещённая оценка для $\tau(\theta)$, $S(X)$ – достаточная статистика для θ , $\tau^*(X) := E_\theta(\hat{\tau}(X) | S(X))$. Тогда:

- 1) $\tau^*(X)$ – несмещённая оценка для θ ;
- 2) $D_\theta \tau^*(X) \leq D_\theta \hat{\tau}(X) \quad \forall \theta \in \Theta$;
- 3) $D_\theta \tau^*(X) = D_\theta \hat{\tau}(X) \iff \hat{\tau}(X)$ – измеримая функция от $S(X)$.

Сформулируем следствие из теоремы выше.

Утверждение 11.1. Если $\tau(\theta)$ допускает оптимальное оценивание, то оптимальная оценка является функцией от достаточной статистики.

Определение 11.3. Достаточная статистика $S(X)$ называется полной для $\{P_\theta, \theta \in \Theta\}$ (для θ), если уравнение $E_\theta \varphi(S(X)) = 0 \quad \forall \theta \in \Theta$ имеет единственное решение $\varphi(S(X)) \stackrel{P_\theta\text{-п.п.}}{=} 0 \quad \forall \theta \in \Theta$.

Если существуют две несмещённых оценки для $\tau(\theta)$, то есть $E_\theta \varphi_1(S(X)) = E_\theta \varphi_2(S(X)) = \tau(\theta) \quad \forall \theta \in \Theta$, то рассмотрим функцию $\varphi = \varphi_1 - \varphi_2$. Если статистика полная, то $\varphi \stackrel{P_\theta\text{-п.п.}}{=} 0 \quad \forall \theta \in \Theta$.

Утверждение 11.2. Оптимальная оценка является решением уравнения несмещённости $E_\theta \varphi(S(X)) = \tau(\theta) \quad \forall \theta \in \Theta$.

Решение задач на достаточные статистики и оптимальные оценки

Задача 11.1. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \text{Bin}(1, \theta)$, где параметр $\theta \in (0, 1)$. Найти оптимальную оценку для $\tau(\theta) = D_\theta X_1 = \theta(1 - \theta)$.

Решение:

1-й шаг. Найдём достаточную статистику по критерию факторизации (теорема (11.1)):

$$L(X, \theta) = \prod_{i=1}^n \theta^{X_i} (1 - \theta)^{1 - X_i} = \theta^{n\bar{X}} (1 - \theta)^{n - n\bar{X}} = h(X) \cdot g(\theta, n\bar{X}),$$

где $h(X) = 1$, $g(\theta, n\bar{X}) = \theta^{n\bar{X}} (1 - \theta)^{n - n\bar{X}}$. Таким образом \bar{X} (или $S(X) := \sum_{i=1}^n X_i$) – достаточная статистика.

2-й шаг. Проверим полноту $S(X)$. Так как $S(X)$ является суммой n независимых одинаково распределённых биномиальных величин, то $S(X) \sim \text{Bin}(n, \theta)$.

$$E_\theta \varphi(S(X)) = 0 \quad \forall \theta \in (0, 1);$$

$$\sum_{k=0}^n \varphi(k) C_n^k \theta^k (1 - \theta)^{n-k} = 0 \quad \forall \theta \in (0, 1);$$

$$\sum_{k=0}^n \varphi(k) C_n^k \left(\frac{\theta}{1 - \theta} \right)^k = 0 \quad \forall \theta \in (0, 1);$$

Замена переменной: $\frac{\theta}{1 - \theta} =: z \in (0, +\infty)$;

$$\sum_{k=0}^n \varphi(k) C_n^k z^k = 0 \quad \forall z > 0.$$

Если хотя бы какой-то коэффициент перед z^k в сумме $\sum_{k=0}^n \varphi(k) C_n^k z^k$ не равен 0, то эта сумма является ненулевым многочленом степени не больше n . Тогда эта сумма имеет не более n нулей. Но она равна 0 при всех значениях $z > 0$. Значит, так как $C_n^k \neq 0 \quad \forall k = \overline{0, n}$, то $\varphi(k) = 0 \quad \forall k = \overline{0, n}$. Тогда $\varphi(S(X)) = 0$.

3-й шаг. Найдём измеримую функцию $\varphi(S(X))$ от полной достаточной статистики $S(X)$, несмещённо оценивающую $\tau(\theta)$. Можно решать уравнение несмещённости:

$$E_\theta \varphi(S(X)) = \tau(\theta) \quad \forall \theta \in \Theta.$$

Но мы вместо этого используем разумный подбор. Так как любое взаимно однозначное преобразование достаточную полную статистику переводит в достаточную полную статистику, то вместо $S(X)$ можно взять \bar{X} .

$$\begin{aligned}
 E_{\theta}\varphi(\bar{X}) &= \tau(\theta) = D_{\theta}X_1 = \theta - \theta^2; \\
 E_{\theta}\bar{X} &= \theta; \quad E_{\theta}\bar{X}^2 = D_{\theta}\bar{X} + E_{\theta}^2\bar{X} = \frac{D_{\theta}X_1}{n} + \theta^2 = \frac{\theta - \theta^2}{n} + \theta^2; \\
 E_{\theta}(\bar{X} - \bar{X}^2) &= (\theta - \theta^2) - \frac{(\theta - \theta^2)}{n} = \left(1 - \frac{1}{n}\right)(\theta - \theta^2) = \frac{n-1}{n} \cdot \tau(\theta); \\
 E_{\theta}\left(\frac{n}{n-1}(\bar{X} - \bar{X}^2)\right) &= \tau(\theta) \quad \forall \theta \in \Theta = (0, 1).
 \end{aligned}$$

Таким образом, $\hat{\tau}(X) = \frac{n}{n-1}\bar{X}(1 - \bar{X})$ – оптимальная оценка для $\tau(\theta) = \theta(1 - \theta)$. □

Задача 11.2. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \text{Bin}(1, \theta)$, где параметр $\theta \in (0, 1)$. Какие функции $\tau(\theta)$ допускают оптимальное оценивание? Найти соответствующие оптимальные оценки $\hat{\tau}(\theta)$ для $\tau(\theta)$.

Решение:

Так как оптимальные оценки являются несмещёнными, то найдём сначала несмещённые оценки. Пусть $\varphi(X)$ – измеримая функция от выборки.

$$E_{\theta}\varphi(X) = \sum_{x \in \{0,1\}^n} \varphi(x) \cdot \theta^{\sum_{i=1}^n x_i} (1 - \theta)^{n - \sum_{i=1}^n x_i}.$$

Так как $0 \leq \sum_{i=1}^n x_i \leq n$, то выражение выше является многочленом по θ степени не выше n . Если мы сможем предъявить оптимальную оценку для $\tau(\theta) = \theta^m$, где $1 \leq m \leq n$ (если $m = 0$, то τ – константа, которая оценивается тривиально), то многочлен $E_{\theta}\varphi(X)$ тоже будет оптимальной оценкой как линейная комбинация оптимальных оценок.

Из шагов 1 и 2 решения предыдущей задачи (11.1) получаем, что $S(X) = \sum_{i=1}^n X_i$ является полной достаточной статистикой.

3-й шаг. Решим уравнение несмещённости:

$$\begin{aligned}
 E_{\theta}\varphi(S(X)) &= \theta^m \quad \forall \theta \in (0, 1); \\
 \sum_{k=0}^n \varphi(k) C_n^k \theta^k (1 - \theta)^{n-k} &= \theta^m \quad \forall \theta \in (0, 1); \\
 \sum_{k=0}^n \varphi(k) C_n^k \left(\frac{\theta}{1 - \theta}\right)^k &= \frac{\theta^m}{(1 - \theta)^n} \quad \forall \theta \in (0, 1);
 \end{aligned}$$

Замена переменной: $\frac{\theta}{1-\theta} =: z \in (0, +\infty); \quad z+1 = \frac{1}{1-\theta};$

$$\sum_{k=0}^n \varphi(k) C_n^k z^k = z^m (z+1)^{n-m} \quad \forall z > 0;$$

$$\sum_{k=0}^n \varphi(k) C_n^k z^k = z^m \sum_{i=0}^{n-m} C_{n-m}^i z^i \quad \forall z > 0;$$

Замена индекса суммирования: $k = m + i;$

$$\sum_{k=0}^n \varphi(k) C_n^k z^k = \sum_{k=m}^n C_{n-m}^{k-m} z^k \quad \forall z > 0.$$

Так как два многочлена равны при всех значениях $z > 0$, то равны их коэффициенты:

$$\varphi(k) = 0 \quad \text{при} \quad k < m;$$

$$\varphi(k) = \frac{C_{n-m}^{k-m}}{C_n^k} = \frac{(n-m)!k!(n-k)!}{(k-m)!(n-k)!n!} = \frac{k!/(k-m)!}{n!/(n-m)!} = \frac{(k)_m}{(n)_m} \quad \text{при} \quad m \leq k \leq n,$$

где мы ввели обозначение $(b)_a := \frac{b!}{(b-a)!} = b(b-1) \cdot \dots \cdot (b-a+1).$

Таким образом, $\hat{\tau}(\theta) = \frac{\left(\sum_{i=1}^n X_i\right)_m}{(n)_m}$ – оптимальная оценка для $\tau(\theta) = \theta^m$, где $1 \leq m \leq n$. □

Достаточные статистики и оптимальные оценки для распределений экспоненциального типа

Рассмотрим *распределение экспоненциального типа*, то есть плотность наблюдений имеет следующий вид:

$$p_\theta(X) = h(X) \cdot e^{\sum_{i=1}^k u_i(X) \cdot a_i(\theta) + v(\theta)}, \quad (11.1)$$

где $h(X) \geq 0$ и параметр $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}^k$.

По критерию факторизации (теорема (11.1)) получаем, что функция $u(X) = (u_1(X), \dots, u_k(X))^T$ является достаточной статистикой. Также введём функцию $a(\theta) = (a_1(\theta), \dots, a_k(\theta))$.

Теорема 11.3. Пусть $\{p_\theta(X), \theta \in \Theta \subseteq \mathbb{R}^k\}$ – семейство распределений экспоненциального типа (11.1). Тогда если $a(\theta)$ зачёркивает k -мерный шар, то $u(X)$ является полной достаточной статистикой для θ .

Задача 11.3. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{N}(\theta, 1)$, где параметр $\theta \in \mathbb{R}$. Найти оптимальную оценку для $\tau(\theta) = P_\theta(X_1 \leq x_0)$ – функции распределения в некоторой точке x_0 .

Решение:

1-й и 2-й шаги. Пусть $\Phi(X)$ – функция распределения стандартной нормальной величины $\mathcal{N}(0, 1)$. Тогда $\tau(\theta) = \Phi(x_0 - \theta)$.

$$p(X, \theta) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^n} e^{-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (X_i - \theta)^2} = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^n} e^{-\frac{n}{2} \bar{X}^2 + n\bar{X}\theta - \frac{1}{2}n\theta^2} = h(X) \cdot e^{u(X)a(\theta) + v(\theta)},$$

где $h(X) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^n} e^{-\frac{n}{2}\bar{X}^2}$, $u(X) = n\bar{X}$, $a(\theta) = \theta$, $v(\theta) = -\frac{1}{2}n\theta^2$. При этом $a(\Theta) = \mathbb{R}$ содержит одномерный шар (интервал). Тогда по теореме (11.3) получаем, что \bar{X} (или $n\bar{X}$) является полной достаточной статистикой.

3-й шаг. Найдём измеримую функцию $\varphi(\bar{X})$, несмещённо оценивающую $\tau(\theta)$, то есть $E_\theta \varphi(\bar{X}) = \tau(\theta)$. Пусть $\tilde{\tau}(X)$ – несмещённая оценка для $\tau(\theta)$. Тогда по теореме Колмогорова-Блэкуэлла-Рао (11.2) получаем, что $\varphi(\bar{X}) = E_\theta(\tilde{\tau}(X) | \bar{X})$. Так как $\tau(\theta) = E_\theta I(X_1 \leq x_0)$, то $\tilde{\tau}(X) = I(X_1 \leq x_0)$. Таким образом,

$$\tau^*(X) = E(I(X_1 \leq x_0) | \bar{X})$$

– оптимальная оценка для $\tau(\theta)$.

Подберём константу c так, чтобы случайные величины $X_1 + c\bar{X}$ и \bar{X} были независимы. Вектор

$$\begin{pmatrix} X_1 + c\bar{X} \\ \bar{X} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 + \frac{c}{n} & \frac{c}{n} & \dots & \frac{c}{n} \\ \frac{1}{n} & \frac{1}{n} & \dots & \frac{1}{n} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_n \end{pmatrix}$$

является гауссовским как линейная гауссовского вектора X . Тогда независимость $X_1 + c\bar{X}$ и \bar{X} равносильна некоррелированности.

$$0 = \text{Cov}(X_1 + c\bar{X}, \bar{X}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \text{Cov}(X_1, X_i) + c \cdot D\bar{X} = \frac{1}{n} \cdot DX_1 + c \cdot \frac{1}{n} = \frac{1+c}{n}.$$

Таким образом, $c = -1$, то есть случайные величины $X_1 - \bar{X}$ и \bar{X} независимы. Тогда получаем:

$$\begin{aligned} E(I(X_1 \leq x_0) | \bar{X} = x) &= E(I(X_1 - \bar{X} \leq x_0 - x) | \bar{X} = x) = P(X_1 - \bar{X} \leq x_0 - x) \ominus \\ &X_1 - \bar{X} \sum \mathcal{N}\left(0, 1 + \frac{1}{n} - 2 \cdot \frac{1}{n}\right) = \mathcal{N}\left(0, \frac{n-1}{n}\right); \\ &\ominus P\left((X_1 - \bar{X}) \sqrt{\frac{n}{n-1}} \leq (x_0 - x) \sqrt{\frac{n}{n-1}}\right) = \Phi\left((x_0 - x) \sqrt{\frac{n}{n-1}}\right). \end{aligned}$$

$$\tau^*(X) = E(I(X_1 \leq x_0) | \bar{X}) = \Phi \left(\sqrt{\frac{n}{n-1}} (x_0 - \bar{X}) \right).$$

□

Достаточные статистики и оптимальные оценки для нерегулярных распределений

Задача 11.4. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \text{Exp}(1) + \theta$, то есть плотность одного наблюдения из выборки имеет вид $p_{X_1}(x, \theta) = e^{-x+\theta} I(x > \theta)$, где параметр $\theta \in \mathbb{R}$. Найти оптимальную оценку для θ .

Решение:

1-й шаг. Найдём достаточную статистику по критерию факторизации (теорема (11.1)).

$$p(X, \theta) = e^{-n\bar{X} + n\theta} I(X_{(1)} > \theta) = h(X) \cdot g(\theta, S(X)),$$

где $h(X) = e^{-n\bar{X}}$, $g(\theta, S(X)) = e^{n\theta} I(X_{(1)} > \theta)$. Таким образом, $S(X) = X_{(1)}$ – достаточная статистика.

2-й шаг. Проверим $S(X)$ на полноту.

$$\begin{aligned} p_{X_{(1)}}(x, \theta) &= np_{X_1}(x) (1 - F_{X_1}(x))^{n-1} = ne^{-x+\theta} (e^{-x+\theta})^{n-1} I(x > \theta) = \\ &= ne^{-nx+n\theta} I(x > \theta); \end{aligned}$$

$$E_\theta \varphi(S(X)) = 0 \quad \forall \theta \in \mathbb{R};$$

$$\int_{\theta}^{+\infty} \varphi(x) \cdot ne^{-nx+n\theta} dx = 0 \quad \Big| : e^{n\theta};$$

$$\int_{\theta}^{+\infty} \varphi(x) \cdot ne^{-nx} dx = 0 \quad \Big| \frac{d}{dx} \quad \Big| : (-ne^{-n\theta});$$

$$\varphi(\theta) = 0 \quad \text{для почти всех } \theta \in \mathbb{R};$$

$$P_\theta(\varphi(X_{(1)}) \neq 0) = \int_{x: \varphi(x) \neq 0} p_{X_{(1)}}(x, \theta) dx = 0;$$

$$\varphi(X_{(1)}) \underset{P_\theta\text{-п. н.}}{=} 0 \quad \forall \theta \in \mathbb{R}.$$

3-й шаг. Найдём измеримую функцию $\varphi(X_{(1)})$, несмещённо оценивающую θ , то есть $E_\theta \varphi(X_{(1)}) = \theta \quad \forall \theta \in \mathbb{R}$.

$$E_\theta \varphi(X_{(1)}) = \int_{\theta}^{+\infty} \varphi(x) \cdot ne^{-nx+n\theta} dx;$$

$$\begin{aligned} \int_{\theta}^{+\infty} \varphi(x) \cdot ne^{-nx} dx &= \theta e^{-n\theta} \quad \Big| \quad \frac{d}{dx}; \\ -\varphi(\theta)ne^{-n\theta} &= e^{-n\theta} - n\theta e^{-n\theta}; \\ \varphi(\theta) &= \theta - \frac{1}{n} \quad \text{для почти всех } \theta \in \mathbb{R}. \end{aligned}$$

Таким образом, $X_{(1)} - \frac{1}{n}$ – оптимальная оценка для θ .

3-й шаг (альтернативный способ). Вместе решения уравнения несмещённости можно воспользоваться разумным перебором.

Так как $p_{X_{(1)}}(x, \theta) = ne^{-n(x-\theta)}I(x > \theta)$, то $X_{(1)} \sim \text{Exp}(n) + \theta$. Тогда получаем:

$$EX_{(1)} = E_{\theta}(\text{Exp}(n)) + \theta = \frac{1}{n} + \theta.$$

Значит, $X_{(1)} - \frac{1}{n}$ – оптимальная оценка для θ . □

Вообще говоря, если полная достаточная статистика $\hat{\theta}$ является оптимальной оценкой для θ и требуется найти оптимальную оценку для $\tau(\theta)$, то бывает полезно вычислить $E_{\theta}\tau(\hat{\theta})$ и попытаться скорректировать полученный результат так, чтобы получить оптимальную оценку для $\tau(\theta)$.

Семинар 12

Доверительные интервалы

Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X \sim p_\theta$, где параметр $\theta \in \Theta$.

Определение 12.1. $I(X) = (T_1(X), T_2(X)) \subset \Theta$ – доверительный интервал уровня доверия $1 - \alpha$ для θ , где $\alpha \in (0, 1)$, $T_1(X)$ и $T_2(X)$ – некоторые статистики, если

$$P_\theta(\theta \in I(X)) \geq 1 - \alpha \quad \forall \theta \in \Theta.$$

Задача 12.1. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \text{Exp}(1) + \theta$, то есть плотность одного наблюдения из выборки имеет вид $p_{X_1}(x, \theta) = e^{-x+\theta} I(x > \theta)$, где параметр $\theta \in \mathbb{R}$. $X_{(1)} \sim \text{Exp}(n) + \theta$ – полная достаточная статистика, $X_{(1)} - \frac{1}{n}$ – оптимальная оценка для θ . Построить доверительный интервал для θ уровня $1 - \alpha$.

Решение:

Так как $X_{(1)} \sim \text{Exp}(n) + \theta$, то $n(X_{(1)} - \theta) \sim \text{Exp}(1)$. Обозначим $F(x) = (1 - e^{-x})I(x > 0)$ функцию распределения стандартной экспоненциальной величины, тогда получаем:

$$P_\theta(g_1 < n(X_{(1)} - \theta) < g_2) = F(g_2) - F(g_1) = 1 - \alpha;$$

$$P_\theta\left(X_{(1)} - \frac{g_2}{n} < \theta < X_{(1)} - \frac{g_1}{n}\right) = 1 - \alpha.$$

Получили доверительный интервал $X_{(1)} - \frac{g_2}{n} < \theta < X_{(1)} - \frac{g_1}{n}$ уровня доверия $1 - \alpha$, который имеет длину $l_n(g_1, g_2) = \frac{g_2 - g_1}{n}$. Чтобы точнее определить параметр θ , минимизируем длину $l_n(g_1, g_2)$.

Пусть $F(g_1) = \alpha_1$, где $\alpha_1 \in [0, \alpha]$, тогда $F(g_2) = 1 - \alpha + \alpha_1$. Получаем:

$$F(g_1) = \alpha_1, \quad 1 - e^{-g_1} = \alpha_1, \quad g_1 = -\ln(1 - \alpha_1);$$

$$F(g_2) = 1 - \alpha + \alpha_1, \quad 1 - e^{-g_2} = 1 - \alpha + \alpha_1, \quad g_2 = -\ln(\alpha - \alpha_1);$$

$$l_n = \frac{1}{n} (\ln(1 - \alpha_1) - \ln(\alpha - \alpha_1)) = \frac{1}{n} \ln \frac{1 - \alpha_1}{\alpha - \alpha_1} = \frac{1}{n} \ln \left(1 + \frac{1 - \alpha}{\alpha - \alpha_1}\right).$$

Надо минимизировать l_n при $\alpha_1 \in [0, \alpha]$. Наименьшее значение достигается при $\alpha_1 = 0$ и оно равно $l_n = -\frac{\ln \alpha}{n}$. При $\alpha_1 = 0$ получаем: $g_1 = 0$, $g_2 = -\ln \alpha$. Таким образом, имеем:

$$P_\theta\left(X_{(1)} - \frac{\ln \alpha}{n} < \theta < X_{(1)}\right) = 1 - \alpha,$$

то есть $X_{(1)} - \frac{\ln \alpha}{n} < \theta < X_{(1)}$ – доверительный интервал уровня доверия $1 - \alpha$ минимальной длины. \square

Замечание 12.1. Если мы хотим получить значение вероятности как можно больше, тогда надо брать значение α как можно меньше, но в таком случае длина доверительного интервала стремится к $+\infty$ (при фиксированном значении n), что неинформативно. Обычно берут $\alpha = 0,05$ или $0,01$.

Замечание 12.2. Если α фиксировано, а $n \rightarrow +\infty$, то длина доверительного интервала стремится к 0 со скоростью $O\left(\frac{1}{n}\right)$.

Метод центральной статистики

Возьмём оптимальную оценку и сделаем некоторое преобразование так, чтобы распределение преобразованной случайной величины $G(X, \theta)$ не зависело от неизвестного параметра θ . Потребуем, чтобы функция распределения этой случайной величины F_G была непрерывна. Это нужно для того, чтобы можно было строить точные доверительные интервалы, то есть для любого значения α можно было бы подобрать соответствующие значения g_1 и g_2 .

Также потребуем, чтобы функция $G(X, \theta)$ была непрерывна и монотонна по θ .

Определение 12.2. Случайная величина $G(X, \theta)$ называется *центральной статистикой* (или *центральной величиной*).

Запишем доверительный интервал уровня доверия $1 - \alpha$:

$$P_{\theta}(g_1 < G(X, \theta) < g_2) = F_G(g_2) - F_G(g_1) = 1 - \alpha.$$

Так распределение $G(X, \theta)$ не зависит от параметра θ , то мы можем подобрать значения g_1 и g_2 . Так как $G(X, \theta)$ непрерывна и монотонна по θ , то получаем:

$$P_{\theta}(g_1 < G(X, \theta) < g_2) = P_{\theta}(T_1(X) < \theta < T_2(X)),$$

где $T_1(X)$ – значение параметра θ , при котором $G(X, \theta) = g_1$, а $T_2(X)$ – значение параметра θ , при котором $G(X, \theta) = g_2$.

Значения g_1 и g_2 можно подобрать из условия

$$\begin{cases} l_n = T_2(X, g_2) - T_1(X, g_1) \rightarrow \min_{g_1, g_2} \\ F_G(g_2) - F_G(g_1) = 1 - \alpha \end{cases}.$$

Но такая задача поиска минимума может не решаться аналитически. В таком случае выбирают значения g_1 и g_2 из условия симметрии: $F_G(g_2) = 1 - \frac{\alpha}{2}$, $F_G(g_1) = \frac{\alpha}{2}$.

Тогда g_1 и g_2 являются квантилями уровней $\frac{\alpha}{2}$ и $1 - \frac{\alpha}{2}$ соответственно:

$$\begin{cases} g_1 = F_G^{-1}\left(\frac{\alpha}{2}\right) \\ g_2 = F_G^{-1}\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \end{cases}.$$

При таком выборе g_1 и g_2 доверительный интервал называется *центральным*.

Доверительные интервалы для параметров гауссовской выборки

Задача 12.2. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{N}(a, \sigma^2)$. Построить доверительный интервал уровня $1 - \alpha$ для a , считая, что значение σ^2 известно.

Решение:

\bar{X} – оптимальная оценка a . Так как $\bar{X} \sim \mathcal{N}\left(a, \frac{\sigma^2}{n}\right)$, то $\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - a)}{\sigma} \sim \mathcal{N}(0, 1)$.

Используя обозначение $\Phi(x)$ в качестве функции распределения стандартной нормальной величины, получаем для доверительного интервала:

$$P_\theta = \left(g_1 < \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - a)}{\sigma} < g_2 \right) = \Phi(g_2) - \Phi(g_1) = 1 - \alpha; \quad P_\theta \left(\bar{X} - g_2 \frac{\sigma}{\sqrt{n}} < a < \bar{X} - g_1 \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right).$$

Тогда длина доверительного интервала $l_n = \frac{\sigma}{\sqrt{n}}(g_2 - g_1)$. Найдём следующий условный минимум:

$$\begin{cases} l_n = \frac{\sigma}{\sqrt{n}}(g_2 - g_1) \rightarrow \min_{g_1, g_2} \\ \Phi(g_2) - \Phi(g_1) = 1 - \alpha \end{cases}$$

Воспользуемся функцией Лагранжа для минимизации значения $g_2 - g_1$. Учитывая, что $\Phi'(x) = \varphi(x)$ – плотность распределения стандартной гауссовской величины, получаем:

$$\begin{aligned} L &= g_2 - g_1 + \lambda(\Phi(g_2) - \Phi(g_1) - 1 + \alpha); \\ \begin{cases} L'_{g_1} = -1 - \lambda\varphi(g_1) = 0 \\ L'_{g_2} = -1 + \lambda\varphi(g_2) = 0 \\ L'_\lambda = \Phi(g_2) - \Phi(g_1) = 1 - \alpha \end{cases} \end{aligned}$$

Отсюда получаем, что $\varphi(g_1) = \varphi(g_2)$. Так как $1 - \alpha > 0$, то $g_1 \neq g_2$. Тогда в силу симметричности $\varphi(x)$ относительно $x = 0$ получаем, что $-g_1 = g_2$. Значит, так как $\Phi(g_2) - \Phi(g_1) = 1 - \alpha$, то

$$\begin{aligned} g_1 &= \Phi^{-1}\left(\frac{\alpha}{2}\right) \equiv Z_{\alpha/2}; \\ g_2 &= \Phi^{-1}\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \equiv Z_{1-\alpha/2}. \end{aligned}$$

Так как $Z_{1-\alpha/2} = -Z_{\alpha/2} > 0$, получаем:

$$P_\theta \left(\theta \in \left(\bar{X} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}}Z_{1-\alpha/2}, \bar{X} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}}Z_{1-\alpha/2} \right) \right) = 1 - \alpha.$$

□

Замечание 12.3. Для $\alpha = 0,05$ имеем $Z_{1-\alpha/2} \approx 1,96$, а для $\alpha = 0,01$ имеем $Z_{1-\alpha/2} \approx$

$\approx 2,58$.

Теорема 12.1. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка из $\mathcal{N}(a, \sigma^2)$, где $a \in \mathbb{R}$ и $\sigma > 0$ – неизвестные параметры. Тогда \bar{X} и $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ – оптимальные оценки для a и σ^2 соответственно, причём $\bar{X} \sim \mathcal{N}\left(a, \frac{\sigma^2}{n}\right)$ не зависит от $S^2 \sim \frac{\sigma^2}{n-1} \chi^2(n-1)$.

Напоминание: $\chi^2(k) \stackrel{d}{=} \xi_1^2 + \dots + \xi_k^2$, где $\{\xi_i\}$ – независимые одинаково распределённые стандартные гауссовские величины.

Задача 12.3. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{N}(a, \sigma^2)$. Построить доверительный интервал уровня $1 - \alpha$ для a , считая, что значение σ^2 неизвестно.

Решение:

Так как $\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - a)}{\sigma} \sim \mathcal{N}(0, 1)$, то

$$\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - a)}{S} = \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - a)/\sigma}{\sqrt{S^2/\sigma^2}}, \quad (12.1)$$

причём $\sqrt{n}(\bar{X} - a)/\sigma \sim \mathcal{N}(0, 1)$ и $S^2/\sigma^2 \sim \frac{1}{n-1} \chi^2(n-1)$. Так как \bar{X} не зависит от S^2 , то и любая борелевская функция от \bar{X} не зависит от любой борелевской функции от S^2 . Значит, числитель и знаменатель в выражении (12.1) независимы. Поэтому распределение функции $\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - a)}{S}$ не зависит от параметров и полностью известно, а значит, подходит в качестве центральной статистики. Это распределение называется распределение Стьюдента с числом степеней свободы $n - 1$ (записывается $t(n - 1)$).

Определение 12.3. $t(k) \stackrel{d}{=} \frac{\xi_0}{\sqrt{\frac{1}{k}(x_1^2 + \dots + \xi_k^2)}}$ – распределение Стьюдента с числом степеней свободы k , где $\{\xi_i\}$ – независимые одинаково распределённые стандартные гауссовские величины.

Распределение Стьюдента симметрично относительно 0, поэтому получаем:

$$P_\theta \left(-t_{n-1, 1-\alpha/2} \leq \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - a)}{S} \leq t_{n-1, 1-\alpha/2} \right) = 1 - \alpha,$$

где $t_{k,\alpha}$ – α -квантиль распределения $t(k)$.

$$P_\theta \left(a \in \left(\bar{X} - \frac{S}{\sqrt{n}} t_{n-1, 1-\alpha/2}, \bar{X} + \frac{S}{\sqrt{n}} t_{n-1, 1-\alpha/2} \right) \right) = 1 - \alpha.$$

□

Задача 12.4. Доказать, что $t(k)$ – симметричное относительно 0 распределение, то есть $t(k) \stackrel{d}{=} -t(k)$.

Решение:

$\{\xi_i\}$ – независимые одинаково распределённые стандартные гауссовские величины, поэтому вектор $\xi \equiv \begin{pmatrix} \xi_0 \\ \vdots \\ \xi_k \end{pmatrix}$ имеет симметричное относительно 0 распределение,

так как $\varphi_\xi(\lambda) = e^{-\frac{|\lambda|^2}{2}}$, где $\lambda \in \mathbb{R}^{k+1}$. Так как $\xi \stackrel{d}{=} -\xi$, то $h(\xi) \stackrel{d}{=} h(-\xi)$, где h – борелевская функция. Возьмём $h(\xi_0, \dots, \xi_k) = \frac{\xi_0}{\sqrt{\frac{1}{k}(\xi_1^2 + \dots + \xi_k^2)}}$. Тогда $t(k) \stackrel{d}{=} -t(k)$.

□

Так как при $k \rightarrow +\infty$ имеем: $\sqrt{\frac{1}{k}\chi^2(k)} = \sqrt{\frac{1}{k}(\xi_1^2 + \dots + \xi_k^2)} \xrightarrow{P} \sqrt{E\xi_1^2} = 1$ и $\xi_0 \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, 1)$, то по лемме Слущкого (1.1) получаем: $t(k) \stackrel{d}{=} \frac{\xi_0}{\sqrt{\frac{1}{k}\chi^2(k)}} \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, 1)$.

Тогда при больших значениях k для квантилей получаем: $t_{\alpha, k} \approx Z_\alpha$.

Если $k = 1$, то $t(k) \stackrel{d}{=} \frac{\xi_0}{|\xi_1|} \sim \text{Cauchy}(0, 1)$.

Задача 12.5. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{N}(a, \sigma^2)$, где $a \in \mathbb{R}$ и $\sigma > 0$ – неизвестные параметры. Построить доверительный интервал уровня $1 - \alpha$ для σ^2 .

Решение:

$S^2 := \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ – оптимальная оценка для σ^2 , причём $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$. Эта случайная величина будем центральной статистикой, так как она монотонна по σ^2 и её распределение не зависит от неизвестных параметров.

Так как невозможно аналитически указать квантили, чтобы длина доверительного интервала была наименьшей, то построим центральный доверительный интервал:

$$P_{a, \sigma^2} \left(\chi_{\alpha/2, n-1} < \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} < \chi_{1-\alpha/2, n-1} \right) = 1 - \alpha;$$

$$P_{a, \sigma^2} \left(\frac{n-1}{\chi_{1-\alpha/2, n-1}} S^2 < \sigma^2 < \frac{n-1}{\chi_{\alpha/2, n-1}} S^2 \right) = 1 - \alpha.$$

□

Замечание 12.4. Можно построить доверительный интервал и для σ :

$$P_{\alpha, \sigma^2} \left(\sqrt{\frac{n-1}{\chi_{1-\alpha/2, n-1}}} S^2 < \sqrt{\sigma^2} < \sqrt{\frac{n-1}{\chi_{\alpha/2, n-1}}} S^2 \right) = 1 - \alpha.$$

Оптимальный доверительный интервал

Вернёмся к обсуждению задачи (12.1). У нас была выборка $X = (X_1, \dots, X_n)$, $X_1 \sim \text{Exp}(1) + \theta$, где $\theta \in \mathbb{R}$. Мы получили доверительный интервал $\left(X_{(1)} - \frac{\ln \alpha}{n}, X_{(1)} \right)$. Его длина имеет порядок $O\left(\frac{1}{n}\right)$. Мы выбрали этот интервал из условия минимальной длины, но мы использовали только статистику $X_{(1)}$. А могли бы использовать и другие статистики. Например, $n(\bar{X} - \theta) = \sum_{i=1}^n (X_i - \theta) \sim \Gamma(1, n)$. Чтобы понять, какой из двух доверительных интервалов лучше, воспользуемся центральной предельной теоремой:

$$\sqrt{n}(\bar{X} - \theta - 1) \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{d} \mathcal{N}(0, 1).$$

Тогда длина второго доверительного интервала будет иметь порядок $O\left(\frac{1}{\sqrt{n}}\right)$. Значит, для больших значений n первый доверительный интервал лучше, так как будет иметь меньшую длину.

Но вообще говоря, длина интервала не является удачной характеристикой для того, чтобы определить оптимальный доверительный интервал.

Определение 12.4. Доверительный интервал $I(X)$ уровня $1 - \alpha$ для θ называется *несмещённым*, если

$$P_{\theta}(\theta' \in I(X)) \leq 1 - \alpha \quad \forall \theta, \theta': \theta \neq \theta'.$$

Определение 12.5. Несмещённый доверительный интервал $I(X)$ уровня $1 - \alpha$ для θ называется *наиболее точным*, то есть оптимальным, если он минимизирует

$$P_{\theta}(\theta' \in I(X)) \quad \forall \theta, \theta': \theta \neq \theta'$$

среди всех несмещённых интервалов уровня $1 - \alpha$.

Семинар 13

Асимптотические доверительные интервалы

Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X \sim P_\theta$, где параметр $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}^1$.

Определение 13.1. $I_n(X) = (T_{1,n}(X), T_{2,n}(X)) \subset \Theta$ называется *асимптотическим доверительным интервалом для θ уровня $1 - \alpha$* , где $\alpha \in (0, 1)$, если

$$P_\theta(\theta \in I_n(X)) \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 1 - \alpha \quad \forall \theta \in \Theta.$$

Для построения асимптотических доверительных интервалов будем использовать \sqrt{n} -асимптотически гауссовские оценки:

$$\sqrt{n} (\hat{\theta}_n(X) - \theta) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, \sigma^2(\theta)) \quad \forall \theta \in \Theta, \quad \text{где } \sigma^2(\theta) > 0.$$

Тогда получаем:

$$\frac{\sqrt{n} (\hat{\theta}_n(X) - \theta)}{\sigma(\theta)} \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, 1) \quad \forall \theta \in \Theta;$$

$$P_\theta \left(Z_{\alpha/2} < \frac{\sqrt{n} (\hat{\theta}_n(X) - \theta)}{\sigma(\theta)} < -Z_{\alpha/2} \right) \rightarrow 1 - \alpha.$$

Если выражение $Z_{\alpha/2} < \frac{\sqrt{n} (\hat{\theta}_n(X) - \theta)}{\sigma(\theta)} < -Z_{\alpha/2}$ удастся записать в виде неравенства для θ , то мы получим асимптотический доверительный интервал.

Задача 13.1. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, где $X_1 \sim \text{Pois}(\theta)$, где параметр $\theta > 0$. Построить асимптотический доверительный интервал для θ уровня $1 - \alpha$.

Решение:

$$\frac{\sqrt{n} (\bar{X} - \theta)}{\sqrt{\theta}} \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} \mathcal{N}(0, 1) \quad \forall \theta > 0;$$

$$P_\theta \left(Z_{\alpha/2} < \frac{\sqrt{n} (\bar{X} - \theta)}{\sqrt{\theta}} < -Z_{\alpha/2} \right) \rightarrow 1 - \alpha;$$

$$\begin{cases} \theta - \frac{Z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} \sqrt{\theta} - \bar{X} > 0 \\ \theta + \frac{Z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} \sqrt{\theta} - \bar{X} < 0 \end{cases}.$$

Для обоих квадратных трёхчленов относительно $\sqrt{\theta}$ получаем: $\frac{D}{4} = \bar{X} + \frac{Z_{\alpha/2}^2}{4n}$.

$$\begin{cases} \sqrt{\theta} > \sqrt{\frac{D}{4}} + \frac{Z_{\alpha/2}}{2\sqrt{n}}; \\ \sqrt{\theta} < \sqrt{\frac{D}{4}} - \frac{Z_{\alpha/2}}{2\sqrt{n}} \end{cases};$$

$$\theta \in \left(\left(\sqrt{\bar{X} + \frac{Z_{\alpha/2}}{4n}} + \frac{Z_{\alpha/2}}{2\sqrt{n}} \right)^2; \left(\sqrt{\bar{X} + \frac{Z_{\alpha/2}}{4n}} - \frac{Z_{\alpha/2}}{2\sqrt{n}} \right)^2 \right).$$

□

Использование состоятельной оценки для дисперсии

Так как вычисления получаются громоздкими и асимптотическая дисперсия не всегда может быть такой простой, чтобы можно было выразить интервал для θ в явном виде, то необходим ещё способ получения доверительного интервала. Заменяем дисперсию известной состоятельной оценкой.

Пусть $\sigma(\theta)$ – непрерывная функция по θ . Так как $\hat{\theta}_n(X) - \sqrt{n}$ -асимптотически гауссовская оценка для θ с асимптотической дисперсией $\sigma^2(\theta)$, то $\hat{\theta}_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{P} \theta \quad \forall \theta \in \Theta$. Тогда по теореме (1.1) о наследовании сходимости получаем: $\sigma(\hat{\theta}_n) \xrightarrow{P} \sigma(\theta)$.

$$\frac{\sqrt{n}(\hat{\theta}_n(X) - \theta)}{\sigma(\hat{\theta}_n)} = \frac{\sqrt{n}(\hat{\theta}_n(X) - \theta)/\sigma(\theta)}{\sigma(\hat{\theta}_n)/\sigma(\theta)} \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, 1).$$

Отсюда получаем асимптотический доверительный интервал для θ уровня $1 - \alpha$:

$$I_n(X) = \left(\hat{\theta}_n(X) + \frac{\sigma(\hat{\theta}_n)}{\sqrt{n}} Z_{\alpha/2}; \hat{\theta}_n(X) - \frac{\sigma(\hat{\theta}_n)}{\sqrt{n}} Z_{\alpha/2} \right).$$

Задача 13.2. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, где $X_1 \sim \text{Pois}(\theta)$, где параметр $\theta > 0$. Построить асимптотический доверительный интервал для θ уровня $1 - \alpha$ на основе состоятельной оценки для σ .

Решение:

\bar{X} – эффективная и асимптотически эффективная оценка для θ (то есть ОМП), тогда $\sigma(\theta) = \sqrt{\theta}$ и $\sigma(\bar{X}) = \sqrt{\bar{X}}$.

$$I_n(X) = \left(\bar{X} + \frac{\sqrt{\bar{X}}}{\sqrt{n}} Z_{\alpha/2}; \bar{X} - \frac{\sqrt{\bar{X}}}{\sqrt{n}} Z_{\alpha/2} \right).$$

□

Использование преобразования, стабилизирующего дисперсию

Так как для построения асимптотических доверительных интервалов мы используем \sqrt{n} -асимптотически гауссовские оценки, то

$$\sqrt{n} (\hat{\theta}_n(X) - \theta) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, \sigma^2(\theta)) \quad \forall \theta \in \Theta, \quad \text{где } \sigma^2(\theta) > 0.$$

Хотим использовать преобразование $\tau(\theta)$, стабилизирующее дисперсию. Пусть $\tau(\theta)$ дифференцируемо по θ и монотонно. Тогда по дельта-методу (1.8) получаем:

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

Выберем $\tau(\theta)$ так, чтобы выполнялось условие $\tau'(\theta)\sigma(\theta) \equiv 1 \quad \forall \theta \in \Theta$. Тогда получаем:

$$\tau(\theta) = \int \frac{d\theta}{\sigma(\theta)}.$$

Построим доверительный интервал для $\tau(\theta)$ уровня $1 - \alpha$:

$$P_{\theta} \left(\frac{Z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} < \tau(\theta) < -\frac{Z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} \right) \rightarrow 1 - \alpha.$$

Так как $\tau(\theta)$ – монотонная функция, то этот интервал можно обратить и выразить из него интервал для θ . Таким образом мы получим асимптотический доверительный интервал для θ .

Задача 13.3. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, где $X_1 \sim \text{Pois}(\theta)$, где параметр $\theta > 0$. Построить асимптотический доверительный интервал для θ уровня $1 - \alpha$ на основе преобразования, стабилизирующего дисперсию.

Решение:

Так как \bar{X} – ОМП, то

$$\sqrt{n} (\bar{X} - \theta) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, \theta),$$

где $\theta = \sigma^2(\theta) > 0$.

$$\tau(\theta) = \int \frac{d\theta}{\sigma(\theta)} = \int \frac{d\theta}{\sqrt{\theta}} = 2\sqrt{\theta};$$

$$\sqrt{n} (2\sqrt{\bar{X}} - 2\sqrt{\theta}) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, 1);$$

$$2\sqrt{\theta} \in \left(2\sqrt{\bar{X}} + \frac{Z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}; 2\sqrt{\bar{X}} - \frac{Z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} \right);$$

$$\theta \in \left(\left(\sqrt{\bar{X}} + \frac{Z_{\alpha/2}}{2\sqrt{n}} \right)^2; \left(\sqrt{\bar{X}} - \frac{Z_{\alpha/2}}{2\sqrt{n}} \right)^2 \right).$$

□

Задача 13.4. Пусть $\begin{pmatrix} X_1 \\ Y_1 \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} X_n \\ Y_n \end{pmatrix}$ – независимые одинаково распределённые двумерные гауссовские величины с коэффициентом корреляции $\rho = \frac{\text{Cov}(X_1, Y_1)}{\sqrt{DX_1 \cdot DY_1}}$. Построить асимптотический доверительный интервал для ρ уровня $1 - \alpha$ на основе преобразования, стабилизирующего дисперсию.

Решение:

Используем выборочные коэффициенты корреляции:

$$r_n = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}.$$

Для построения асимптотического доверительного интервала нужно найти асимптотическую дисперсию для выборочной корреляции. Применяя многомерный дельта-метод и многомерную центральную предельную теорему, можно получить:

$$\sqrt{n}(r_n - \rho) \xrightarrow{d} \mathcal{N}\left(0, (1 - \rho^2)^2\right).$$

Таким образом, $\sigma^2(\rho) = (1 - \rho^2)^2$ – асимптотическая дисперсия.

$$\tau(\rho) = \int \frac{d\rho}{\sigma(\rho)} = \int \frac{d\theta}{1 - \rho^2} = \frac{1}{2} \int \left(\frac{1}{1 - \rho} + \frac{1}{1 + \rho} \right) d\rho = \frac{1}{2} \ln \frac{1 + \rho}{1 - \rho} = \text{arth } \rho;$$

$$\text{arth } \rho \in \left(\text{arth } r_n + \frac{Z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}; \text{arth } r_n - \frac{Z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} \right);$$

$$\rho \in \left(\text{th} \left(\text{arth } r_n + \frac{Z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} \right); \text{th} \left(\text{arth } r_n - \frac{Z_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} \right) \right).$$

□

Семинар 14

Линейная регрессия

Приведём пример. Пусть есть два грузика разных масс, которые мы хотим измерить. $X_1 = m_1 + \varepsilon_1$, $X_2 = m_2 + \varepsilon_2$ – результаты измерений масс m_1 и m_2 первого и второго грузика с погрешностями ε_1 и ε_2 соответственно. $X_3 = m_1 + m_2 + \varepsilon_3$ – результат измерения суммарной массы $m_1 + m_2$ двух грузиков с погрешностью ε_3 . Пусть $\{\varepsilon_i\}$ – независимые одинаково распределённые случайные величины $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$. Требуется оптимально оценить (m_1, m_2) .

Запишем условия в матричном виде:

$$\begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} m_1 \\ m_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \end{pmatrix}.$$

Пусть $X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \end{pmatrix}$ – вектор наблюдений, $Z = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$, $\theta = \begin{pmatrix} m_1 \\ m_2 \end{pmatrix}$ – вектор неизвестных параметров, $\varepsilon = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \end{pmatrix}$ – вектор случайных ошибок. Тогда матричное уравнение можно записать в виде $X = Z\theta + \varepsilon$.

Пусть в общем случае $\theta \in \mathbb{R}^k$ – неизвестный параметр модели, Z – неслучайная известная матрица размера $n \times k$, причём $\text{rank } Z = k < n$, $E\varepsilon = 0$, $D\varepsilon = \sigma^2 I_n$. Такая модель называется *моделью линейной регрессии*.

Определение 14.1. *Оценкой наименьших квадратов (ОНК) в модели линейной регрессии называется*

$$\hat{\theta}_n := \arg \min_{\theta \in \mathbb{R}^k} \|X - Z\theta\|^2.$$

Рассмотрим, что геометрически представляет из себя ОНК. Обозначим $l := EX = Z\theta$ и Z_1, \dots, Z_k – столбцы матрицы Z . Так как $\text{rank } Z = k$, то столбцы Z_1, \dots, Z_k линейно независимы. Тогда $l = \theta_1 Z_1 + \dots + \theta_k Z_k$, значит, математическое ожидание наблюдения лежит в линейном подпространстве, которое порождено системой линейно независимых векторов Z_1, \dots, Z_k : $l \in L\langle Z_1, \dots, Z_k \rangle$ – известное линейное подпространство в \mathbb{R}^n , причём $\dim L = k < n$. Следовательно, $\hat{l} = Z\hat{\theta}_n = \text{proj}_L X$, то есть $(X - Z\hat{\theta}_n)^T Z = 0$. Отсюда получаем явный вид ОНК: $\hat{\theta}_n = (Z^T Z)^{-1} Z^T X$. Но на практике обычно удобнее решать задачу $\hat{\theta}_n := \arg \min_{\theta \in \mathbb{R}^k} \|X - Z\theta\|^2$.

Теорема 14.1 (Теорема Гаусса-Маркова). *В модели линейной регрессии ОНК $\hat{\theta}_n = BLUE(\theta)$ – наилучшая несмещённая оценка в классе линейных несмещённых оценок для θ .*

Найдём ОНК для пример с двумя грузика, описанного выше.

Задача 14.1.
$$\begin{cases} X_1 = m_1 + \varepsilon_1 \\ X_2 = m_2 + \varepsilon_2 \\ X_3 = m_1 + m_2 + \varepsilon_3 \end{cases}, \text{ где } \{\varepsilon_i\} - \text{независимые одинаково распределённые}$$

случайные величины, $E\varepsilon_i = 0$, $D\varepsilon_i = \sigma^2$. Найти ОНК для $\theta = (m_1, m_2)$.

Решение:

$$\begin{aligned} \|X - Z\theta\|^2 &= (X_1 - m_1)^2 + (X_2 - m_2)^2 + (X_3 - m_1 - m_2)^2 \rightarrow \min_{m_1, m_2}; \\ \begin{cases} \frac{\partial}{\partial m_1} \|X - Z\theta\|^2 = -2(X_1 - m_1) - 2(X_3 - m_1 - m_2) = 0 \\ \frac{\partial}{\partial m_2} \|X - Z\theta\|^2 = -2(X_2 - m_2) - 2(X_3 - m_1 - m_2) = 0 \end{cases}; \\ \begin{cases} 2m_1 + m_2 = X_1 + X_3 \\ m_1 + 2m_2 = X_2 + X_3 \end{cases}; \\ \begin{cases} m_1 = \frac{1}{3}(2X_1 - X_2 + X_3) \\ m_2 = \frac{1}{3}(2X_2 - X_1 + X_3) \end{cases}. \end{aligned}$$

Найденное решение является минимумом, как следует из квадратичного вида функции $\|X - Z\theta\|^2$, значит,

$$\begin{cases} \hat{m}_1 = \frac{1}{3}(2X_1 - X_2 + X_3) \\ \hat{m}_2 = \frac{1}{3}(2X_2 - X_1 + X_3) \end{cases} - \text{ОНК для } \theta. \quad \square$$

Утверждение 14.1. $\hat{\theta}_n = (Z^T Z)^{-1} Z^T X$ и $\hat{\sigma}_n^2 = \frac{1}{n-k} \|X - Z\hat{\theta}\|^2$ – несмещённые оценки для θ и σ^2 соответственно.

Гауссовская линейная регрессия

Будем предполагать, что случайные погрешности гауссовские, тогда $X \sim \mathcal{N}_n(Z\theta, \sigma^2 I_n)$, где $\text{rank } Z = k < n$, $\theta \in \mathbb{R}^k$ – неизвестный параметр.

Теорема 14.2. В гауссовской линейной регрессии:

- 1) ОНК $(\hat{\theta}_n, \hat{\sigma}_n^2)$ – оптимальные оценки для (θ, σ^2) ;
- 2) $\hat{\theta}_n \sim \mathcal{N}_k\left(\theta, \sigma^2 (Z^T Z)^{-1}\right)$, $\hat{\sigma}_n^2 \sim \frac{\sigma^2}{n-k} \chi^2(n-k)$;
- 3) $\hat{\theta}_n$ и $\hat{\sigma}_n^2$ – независимые случайные величины.

Задача 14.2. Рассмотрим простую линейную регрессию: $X_i = a + bz_i + \varepsilon_i$, где $i = \overline{1, n}$, $\theta = (a, b)$ – неизвестный параметр, $\{z_i\}$ – известные числа, $\{\varepsilon_i\}$ – независимые одинаково распределённые случайные величины $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$.

- а) Найти оптимальные оценки для a, b, σ^2 методом наименьших квадратов.
 б) Исследовать эти оценки на состоятельность.
 в) Построить доверительные интервалы уровня $1 - \alpha$ для b и $a + bz$, где $z \in \mathbb{R}$.

Решение:

Сделаем замену переменных, упрощающую решение:

$$X_i = a + b\bar{z} + b(z_i - \bar{z}) + \varepsilon_i = c + b(z_i - \bar{z}) + \varepsilon_i,$$

где $c = a + b\bar{z}$. Тогда вместо параметра (a, b) будем рассматривать параметр (c, b) , где $a = c - b\bar{z}$. В силу линейности преобразования можно искать оптимальную оценку для нового параметра.

$$\begin{aligned} \text{а) } \sum_{i=1}^n (X_i - c - b(z_i - \bar{z}))^2 &\rightarrow \min_{b,c}; \\ \begin{cases} -2 \sum_{i=1}^n (X_i - c - b(z_i - \bar{z})) = 0 \\ -2 \sum_{i=1}^n z_i (X_i - c - b(z_i - \bar{z})) = 0 \end{cases} &; \\ \begin{cases} c = \bar{X} \\ b = \frac{\sum_{i=1}^n z_i (X_i - \bar{X})}{\sum_{i=1}^n z_i (z_i - \bar{z})} \end{cases} &. \end{aligned}$$

Так как $X_i - \bar{X}$ и $z_i - \bar{z}$ – центрированные величины, то получаем оптимальные ОНК:

$$\begin{aligned} \hat{c}_n &= \bar{X}, \quad \hat{b}_n = \frac{\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})(X_i - \bar{X})}{\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2}; \\ \hat{a}_n &= \bar{X} - \hat{b}_n \bar{z}; \\ \hat{\sigma}_n^2 &= \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X} - \hat{b}_n(z_i - \bar{z}))^2. \end{aligned}$$

б) Нам известно, что $\begin{pmatrix} \hat{c}_n \\ \hat{b}_n \end{pmatrix} \sim \mathcal{N}_2 \left(\begin{pmatrix} c \\ b \end{pmatrix}, \sigma^2 (Z^T Z)^{-1} \right)$ и $\hat{\sigma}_n^2 \sim \frac{\sigma^2}{n-2} \chi^2(n-2)$, причём эти величины независимые.

На семинаре 1 мы доказали, что если $E\xi_n \rightarrow c$ и $D\xi_n \rightarrow 0$, то $\xi_n \xrightarrow{P} c$.

$$D(\hat{\sigma}_n^2) = \frac{\sigma^4}{n-2} \cdot (n-2) \cdot D(\mathcal{N}^2(0, 1)) = \frac{2\sigma^4}{n-2} \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 0.$$

Таким образом, оценка $\hat{\sigma}^2$ состоятельная.

$$Z = \begin{pmatrix} 1 & z_1 - \bar{z} \\ \vdots & \vdots \\ 1 & z_n - \bar{z} \end{pmatrix}; \quad Z^T Z = \begin{pmatrix} n & 0 \\ 0 & \sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2 \end{pmatrix};$$

$$D \begin{pmatrix} \hat{c}_n \\ \hat{b}_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\sigma^2}{n} & 0 \\ 0 & \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2} \end{pmatrix}. \quad (14.1)$$

Утверждение 14.2. Пусть $\xi_n \sim \mathcal{N}(c, \sigma_n^2)$. Тогда $\xi_n \xrightarrow{P} c \iff \sigma_n \rightarrow 0$.

Доказательство:

На семинаре 1 мы доказывали, что если дисперсия стремится к 0, то оценка состоятельна. То есть доказано \Leftarrow .

Докажем \Rightarrow .

$$\forall \varepsilon > 0 \quad P(|\xi_n - c| \leq \varepsilon) = P(-\varepsilon \leq \xi_n - c \leq \varepsilon) = P\left(-\frac{\varepsilon}{\sigma_n} \leq \frac{\xi_n - c}{\sigma_n} \leq \frac{\varepsilon}{\sigma_n}\right) =$$

$$= \Phi\left(\frac{\varepsilon}{\sigma_n}\right) - \Phi\left(-\frac{\varepsilon}{\sigma_n}\right) \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 1.$$

Так как $\Phi \in [0, 1]$, то $\Phi\left(\frac{\varepsilon}{\sigma_n}\right) \rightarrow 1$ и $\Phi\left(-\frac{\varepsilon}{\sigma_n}\right) \rightarrow 0$ при $n \rightarrow +\infty$. Тогда $\sigma_n \rightarrow 0$ при $n \rightarrow +\infty$. ■

Из выражения (14.1) и утверждения (14.2) получаем:

$$\hat{c}_n = \bar{X}, \quad D(\hat{c}_n) = \frac{\sigma^2}{n} \rightarrow 0 \quad \implies \quad \hat{c}_n - \text{состоятельная};$$

$$\hat{b}_n \xrightarrow{P} b \iff D(\hat{b}_n) = \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2} \rightarrow 0 \iff \sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2 \rightarrow +\infty.$$

Если \hat{b}_n состоятельна, то и $\hat{a}_n = \bar{X} - \hat{b}_n \bar{z}$ состоятельна.

в) Сначала построим доверительный интервал уровня $1 - \alpha$ для b .

Пусть $nS_z^2 := \sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2$, тогда $\hat{b}_n \sim \mathcal{N}\left(b, \frac{\sigma^2}{nS_z^2}\right)$.

$$\frac{(\hat{b}_n - b) \sqrt{n} S_z}{\hat{\sigma}_n} = \frac{(\hat{b}_n - b) \sqrt{n} S_z / \sigma}{\hat{\sigma}_n / \sigma} = \frac{\mathcal{N}(0, 1)}{\sqrt{\frac{1}{n-2} \chi^2(n-2)}}$$

причём числитель и знаменатель независимы, так как \hat{b}_n и $\hat{\sigma}_n^2$ независимы. Тогда получаем распределение Стьюдента:
$$\frac{\mathcal{N}(0, 1)}{\sqrt{\frac{1}{n-2}\chi^2(n-2)}} \sim t(n-2).$$

$$P_{a,b,\sigma^2} \left(t_{\alpha/2, n-2} < (\hat{b}_n - b) \frac{\sqrt{n}S_z}{\hat{\sigma}_n} < -t_{\alpha/2, n-2} \right) \rightarrow 1 - \alpha;$$

$$P_{a,b,\sigma^2} \left(b \in \left(\hat{b}_n + t_{\alpha/2, n-2} \frac{\hat{\sigma}_n}{\sqrt{n}S_z}; \hat{b}_n - t_{\alpha/2, n-2} \frac{\hat{\sigma}_n}{\sqrt{n}S_z} \right) \right) \rightarrow 1 - \alpha.$$

Теперь построим доверительный интервал уровня $1 - \alpha$ для $a + bz$, где $z \in \mathbb{R}$.

Вспоминаем, что $\begin{pmatrix} \hat{c}_n \\ \hat{b}_n \end{pmatrix} \sim \mathcal{N}_2 \left(\begin{pmatrix} c \\ b \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \frac{\sigma^2}{n} & 0 \\ 0 & \frac{\sigma^2}{nS_z^2} \end{pmatrix} \right)$, причём \hat{c}_n и \hat{b}_n независимы.

$$\hat{a}_n + \hat{b}_n z = \hat{c}_n + \hat{b}_n(z - \bar{z});$$

$$D(\hat{a}_n + \hat{b}_n z) = D\hat{c}_n + (z - \bar{z})^2 D\hat{b}_n = \frac{\sigma^2}{n^2} \left(1 + \frac{(z - \bar{z})^2}{S_z^2} \right);$$

$$\hat{a}_n + \hat{b}_n z \sim \mathcal{N} \left(a + bz, \frac{\sigma^2}{n^2} \left(1 + \frac{(z - \bar{z})^2}{S_z^2} \right) \right);$$

$$\frac{\sqrt{n} \left(\hat{a}_n + \hat{b}_n z - (a + bz) \right)}{\hat{\sigma}_n \sqrt{1 + \frac{(z - \bar{z})^2}{S_z^2}}} \sim t(n-2).$$

Тогда, как и в предыдущем пункте получаем доверительный интервал для $a + bz$ уровня $1 - \alpha$:

$$\left(a + bz + t_{\alpha/2, n-2} \frac{\hat{\sigma}_n}{\sqrt{n}} \sqrt{1 + \frac{(z - \bar{z})^2}{S_z^2}}; a + bz - t_{\alpha/2, n-2} \frac{\hat{\sigma}_n}{\sqrt{n}} \sqrt{1 + \frac{(z - \bar{z})^2}{S_z^2}} \right).$$

□

Задача 14.3. Пусть $X_i = a + \varepsilon_i$, где $i = \overline{1, n}$, a – неизвестные параметр, $\{\varepsilon_i\}$ – независимые случайные величины $\mathcal{N} \left(0, \frac{\sigma^2}{w_i^2} \right)$, где σ^2 – неизвестный параметр, $\{w_i\}$ – известные положительные веса. Найти оптимальные оценки для параметров a , σ^2 и их распределения.

Решение:

Так как дисперсии ошибок различны, то эта задача не является задачей линейной регрессии по умолчанию. Сведём её к задаче линейной регрессии. Для этого

умножим выражения для наблюдений на известные веса:

$$w_i X_i = w_i a + \delta_i,$$

где $\delta_i = w_i \varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$ – независимые одинаково распределённые случайные величины. Получили модель линейной регрессии для наблюдений $w_i X_i$. Тогда оптимальные оценки дадут ОНК:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n w_i^2 (X_i - a)^2 &\rightarrow \min_a; \\ \frac{d}{da} \sum_{i=1}^n w_i^2 (X_i - a)^2 &= -2 \sum_{i=1}^n w_i^2 (X_i - a) = 0; \\ \hat{a}_n &= \frac{\sum_{i=1}^n w_i^2 X_i}{\sum_{i=1}^n w_i^2} \sim \mathcal{N} \left(a, \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n w_i^2} \right); \\ \hat{\sigma}_n^2 &\sim \frac{\sigma^2}{n-1} \chi^2(n-1) \end{aligned}$$

□

Семинар 15

Проверка гипотез

Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim p(x, \theta)$, где параметр $\theta \in \Theta$. Пусть $H_0: \theta \in \Theta_0 \subset \Theta$ – гипотеза. Тогда $H_1: \theta \in \Theta_1 \subseteq \Theta \setminus \Theta_0$ – альтернативная гипотеза.

Пусть \mathcal{X} – множество всех возможных значений наблюдения X . Пусть $\mathcal{X} = \mathcal{X}_{1\alpha} \sqcup \mathcal{X}_{0\alpha}$. Тогда будем действовать по следующему правилу: если $X \in \mathcal{X}_{1\alpha}$, то принимаем гипотезу H_1 (отвергаем H_0), а если $X \in \mathcal{X}_{0\alpha}$, то принимаем гипотезу H_0 (отвергаем H_1). Множество $\mathcal{X}_{1\alpha}$ называется *критическим множеством* (критерием), а множество $\mathcal{X}_{0\alpha}$ называется *областью принятия гипотезы H_0* .

H_0	Верна	Неверна
Принимаем	+	Ошибка 2-го рода
Отвергаем	Ошибка 1-го рода	+

$\alpha := P(H_1|H_0)$ – вероятность ошибки 1-го рода.

$\beta := P(H_0|H_1)$ – вероятность ошибки 2-го рода.

Определение 15.1. *Функцией мощности критерия $\mathcal{X}_{1\alpha}$ называется*

$$W(\theta) = W(\theta, \mathcal{X}_{1\alpha}) = P_\theta(X \in \mathcal{X}_{1\alpha}).$$

Таким образом, $\alpha = W(\theta)$ при $\theta \in \Theta_0$, $\beta = 1 - W(\theta)$ при $\theta \in \Theta_1$.

Определение 15.2. Если $W(\theta, \mathcal{X}_{1\alpha}) \leq \alpha \quad \forall \theta \in \Theta_0$, то α – *уровень значимости критерия $\mathcal{X}_{1\alpha}$* .

Определение 15.3. *Размер критерия $\mathcal{X}_{1\alpha}$ – наименьший уровень значимости этого критерия.*

Пусть $\{\mathcal{X}_{1\alpha}\}$ – совокупность критериев уровня значимости α .

Определение 15.4. *Оптимальный критерий $\mathcal{X}_{1\alpha}^*$ (равномерно наиболее мощный (РНМ) критерий, или тест) – такой критерий, для которого*

$$W(\theta, \mathcal{X}_{1\alpha}^*) \geq W(\theta, \mathcal{X}_{1\alpha}) \quad \forall \theta \in \Theta_1 \quad \forall \mathcal{X}_{1\alpha}.$$

Определение 15.5. Если $H_0: \theta = \theta_0$ – одно гипотетическое распределение, то H_0 – *простая гипотеза*. Аналогично, альтернатива H_1 называется *простой*, если состоит ровно из одного распределения.

Определение 15.6. Критерий $\mathcal{X}_{1\alpha}$ называется *несмещённым*, если

$$W(\theta_0, \mathcal{X}_{1\alpha}) \leq W(\theta_1, \mathcal{X}_{1\alpha}) \quad \forall \theta \in \Theta_0 \quad \forall \theta_1 \in \Theta_1.$$

Лемма 15.1 (Лемма Неймана-Пирсона). Пусть проверяется простая гипотеза $H_0: \theta = \theta_0$ против простой альтернативы $H_1: \theta = \theta_1$, где $\theta_1 \neq \theta_0$. Запишем правдоподобие наблюдения $X: L(X, \theta) = \prod_{i=1}^n p(X_i, \theta)$. Пусть

$$S_\lambda := \{X: L(X, \theta_1) - \lambda L(X, \theta_0) \geq 0\}$$

– критическое множество. Он называется критерий отношения правдоподобия. Значение λ определяется из условия $P_{\theta_0}(X \in S_\lambda) = \alpha$. Пусть это уравнение имеет решение по λ . Тогда S_λ – наиболее мощный и несмещённый тест уровня α .

Задача 15.1. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{N}(\theta, \sigma^2)$, где $\theta \in \mathbb{R}$ – неизвестный параметр, а $\sigma^2 > 0$ известно. Построить оптимальный тест уровня α для проверки простой гипотезы $H_0: \theta = \theta_0$ против простой альтернативы $H_1: \theta = \theta_1$, где $\theta_1 > \theta_0$ – известные числа.

Решение:

$$L(X, \theta) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right)^n \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \theta)^2\right);$$

$$\frac{L(X, \theta_1)}{L(X, \theta_0)} = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n ((X_i - \theta_1)^2 - (X_i - \theta_0)^2)\right) \geq \lambda;$$

$$(\theta_1 - \theta_0) \sum_{i=1}^n \left(X_i - \frac{\theta_0 + \theta_1}{2}\right) \geq \lambda \quad (\lambda - \text{новая константа});$$

$$\sum_{i=1}^n X_i (\theta_1 - \theta_0) \geq \lambda \quad (\lambda - \text{новая константа});$$

$$\bar{X} \geq \lambda \quad (\lambda - \text{новая константа}).$$

Таким образом, $\{\bar{X} \geq \lambda\}$ – вид наиболее мощного критерия. Эта константа λ называется критическим значением, а \bar{X} называется тестовой статистикой. Найдём критическое значение λ из соотношения $\alpha = P_{\theta_0}(\bar{X} \geq \lambda)$. Так как $\bar{X} \sim \mathcal{N}\left(0, \frac{\sigma^2}{n}\right)$, то получаем:

$$\alpha = P_{\theta_0}(\bar{X} \geq \lambda) = P_{\theta_0}\left(\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta_0)}{\sigma} \geq \frac{\sqrt{n}(\lambda - \theta_0)}{\sigma}\right) = 1 - \Phi\left(\frac{\sqrt{n}(\lambda - \theta_0)}{\sigma}\right);$$

$$\frac{\sqrt{n}(\lambda - \theta_0)}{\sigma} = Z_{1-\alpha} = -Z_\alpha; \quad \lambda = \theta_0 - \frac{\sigma}{\sqrt{n}}Z_\alpha;$$

$$\mathcal{X}_{1\alpha}^* = \left\{X: \bar{X} \geq \theta_0 - \frac{\sigma}{\sqrt{n}}Z_\alpha\right\}.$$

□

Замечание 15.1. Критическая граница $\theta_0 - \frac{\sigma}{\sqrt{n}}Z_\alpha$ не зависит от θ_1 , значит, $\mathcal{X}_{1\alpha}^*$ – РНМ тест уровня α для проверки гипотезы $H_0: \theta = \theta_0$ против альтернативы $H_1^+: \theta > \theta_0$ (такая альтернатива называется *правосторонней*).

Состоятельный критерий

Определение 15.7. Критерий $\mathcal{X}_{1\alpha}$ называется *состоятельным*, если

$$W(\theta, \mathcal{X}_{1\alpha}) \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 1 \quad \forall \theta \in \Theta_1.$$

Задача 15.2. Для $\mathcal{X}_{1\alpha}^*$ из задачи (15.1) вычислить $W(\theta, \mathcal{X}_{1\alpha}^*)$, где $\theta > \theta_0$, и проверить $\mathcal{X}_{1\alpha}^*$ на состоятельность.

Решение:

$$\mathcal{X}_{1\alpha}^* = \left\{ X: \bar{X} \geq \theta_0 - \frac{\sigma}{\sqrt{n}}Z_\alpha \right\};$$

$$\begin{aligned} W(\theta, \mathcal{X}_{1\alpha}^*) &= P_\theta \left(\bar{X} \geq \theta_0 - \frac{\sigma}{\sqrt{n}}Z_\alpha \right) = P_\theta \left(\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta)}{\sigma} \geq \frac{\sqrt{n}(\theta_0 - \theta)}{\sigma} - Z_\alpha \right) = \\ &= 1 - \Phi \left(\frac{\sqrt{n}(\theta_0 - \theta)}{\sigma} - Z_\alpha \right) \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 1. \end{aligned}$$

□

Задача 15.3. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{N}(\theta, \sigma^2)$, где $\theta \in \mathbb{R}$ – неизвестный параметр, а $\sigma^2 > 0$ известно. Найти наименьшее количество наблюдений n , необходимое для выполнения неравенства $1 - W(\theta_1, \mathcal{X}_{1\alpha}^*) \leq \beta$.

Решение:

$$1 - W(\theta_1, \mathcal{X}_{1\alpha}^*) = \Phi \left(\frac{\sqrt{n}(\theta_0 - \theta_1)}{\sigma} - Z_\alpha \right) = \beta;$$

$$\frac{\sqrt{n}(\theta_0 - \theta_1)}{\sigma} - Z_\alpha = Z_\beta;$$

$$n = \left\lceil \left(\frac{\sigma(Z_\alpha + Z_\beta)}{\theta_0 - \theta_1} \right)^2 \right\rceil.$$

□

Замечание 15.2. В случае проверки гипотезы $H_0: \theta = \theta_0$ относительно левосторонней альтернативы $H_1: \theta < \theta_0$ получим:

$$\mathcal{X}_{1\alpha}^* = \{X: \bar{X} \leq \lambda\} = \left\{ X: \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta_0)}{\sigma} \leq -Z_\alpha \right\}.$$

Так как критическая граница не зависит от θ_1 , то получили РНМ тест уровня α . Этот тест несмещённый и состоятельный.

Замечание 15.3. В случае проверки гипотезы $H_0: \theta = \theta_0$ относительно двусторонней альтернативы $H_1: \theta \neq \theta_0$ получим, что \nexists РНМ теста.

Задача 15.4. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \text{Pois}(\theta)$, где параметр $\theta > 0$. Построить оптимальный тест уровня α для простой гипотезы $H_0: \theta = \theta_0$ против левосторонней альтернативы $H_1^-: \theta < \theta_0$.

Решение:

$$L(X, \theta) = \prod_{i=1}^n \frac{\theta^{X_i}}{X_i!} e^{-\theta} = \frac{\theta^{\sum_{i=1}^n X_i}}{\prod_{i=1}^n X_i!} e^{-n\theta};$$

$$\text{При } \theta_1 < \theta_0 \quad \frac{L(X, \theta_1)}{L(X, \theta_0)} \geq \lambda;$$

$$\left(\frac{\theta_1}{\theta_0}\right)^{\sum_{i=1}^n X_i} e^{-n(\theta_1 - \theta_0)} \geq \lambda;$$

$$\sum_{i=1}^n X_i \ln \frac{\theta_1}{\theta_0} \geq \lambda \quad (\lambda - \text{новая константа})$$

$$\sum_{i=1}^n X_i \leq \lambda \quad (\lambda - \text{новая константа}).$$

Таким образом, $\left\{ \sum_{i=1}^n X_i \leq \lambda \right\}$ – наиболее мощное критическое множество. Най-

дём для него критическую границу λ из условия $P_{\theta_0} \left(\sum_{i=1}^n X_i \leq \lambda \right) = \alpha$. Так как

$\sum_{i=1}^n X_i \sim \text{Pois}(n\theta)$, то при $\lambda \in \mathbb{Z}$ получаем:

$$\sum_{k=0}^{\lambda} \frac{(n\theta_0)^k}{k!} e^{-n\theta_0} \leq \alpha < \sum_{k=0}^{\lambda+1} \frac{(n\theta_0)^k}{k!} e^{-n\theta_0}.$$

Пусть $\alpha' = \sum_{k=0}^{\lambda} \frac{(n\theta_0)^k}{k!} e^{-n\theta_0}$. Заметим, что α' не зависит от θ_1 . Тогда критическое

множество $\mathcal{X}_{1\alpha'}^* = \left\{ X : \sum_{i=1}^n X_i \leq \lambda \right\}$ – РНМ тест уровня α' для проверки гипотезы

$H_0: \theta = \theta_0$ против левосторонней альтернативы $H_1^-: \theta < \theta_0$.

Вычислим критическую границу λ приближённо по центральной предельной теореме:

$$\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta)}{\sqrt{\theta}} \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, 1) \quad \forall \theta > 0;$$

$$\alpha = P_{\theta_0} \left(\sum_{i=1}^n X_i \leq \lambda \right) = P_{\theta_0} \left(\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta_0)}{\sqrt{\theta_0}} \leq \frac{\sqrt{n} \left(\frac{\lambda}{n} - \theta_0 \right)}{\sqrt{\theta_0}} \right);$$

$$\frac{\sqrt{n}}{\sqrt{\theta_0}} \left(\frac{\lambda}{n} - \theta_0 \right) \approx Z_\alpha; \quad \lambda \approx n\theta_0 + \sqrt{n\theta_0} Z_\alpha.$$

Докажем состоятельность критерия:

$$\begin{aligned} \forall \theta < \theta_0 \quad P_\theta \left(\bar{X} \leq \frac{\lambda}{n} \right) &= P_\theta \left(\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta)}{\sqrt{\theta}} \leq \frac{\sqrt{n} \left(\frac{\lambda}{n} - \theta \right)}{\sqrt{\theta}} \right) \approx \\ &\approx \Phi \left(\frac{\sqrt{n}(\theta_0 - \theta) + \sqrt{\theta_0} Z_\alpha}{\sqrt{\theta}} \right) \xrightarrow{n \rightarrow +\infty} 1. \end{aligned}$$

□

Семинар 16

Связь доверительного оценивания и проверки гипотез

Пусть X – наблюдение, $X \sim P_\theta$, где параметр $\theta \in \Theta$.

- 1) Пусть $\forall \theta_0 \in \Theta$ $\mathcal{X}_{1\alpha}(\theta_0)$ – критическое множество уровня α для проверки гипотезы $H_0: \theta = \theta_0$ против альтернативы $H_1: \theta \neq \theta_0$. Тогда

$$I_{1-\alpha}(X) = \{\theta \in \Theta: X \notin \mathcal{X}_{1\alpha}(\theta)\}$$

– доверительное множество для θ уровня $1 - \alpha$.

- 2) Пусть $I_{1-\alpha}(X)$ – доверительное множество для параметра θ уровня $1 - \alpha$. Тогда

$$\mathcal{X}_{1\alpha}(\theta_0) = \{X: \theta_0 \notin I_{1-\alpha}(X)\}$$

– критерий уровня α для проверки гипотезы $H_0: \theta = \theta_0$.

Если критерий несмещённый, то и доверительный интервал будет несмещённым, и наоборот. Также оптимальному критерию в классе несмещённых соответствует оптимальный доверительный интервал в классе несмещённых.

Решение задач на связь доверительного оценивания и проверки гипотез

Задача 16.1. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ – выборка, $X_1 \sim \mathcal{N}(\theta, \sigma^2)$, где параметр $\theta \in \mathbb{R}^1$ неизвестный, а значение σ^2 известно. Построить критерий уровня α для проверки гипотезы $H_0: \theta = \theta_0$ против двусторонней альтернативы $H_1: \theta \neq \theta_0$. Вычислить мощность критерия. Исследовать его на состоятельность и несмещённость.

Решение:

\bar{X} – оптимальная оценка для θ , $\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta)}{\sigma} \sim \mathcal{N}(0, 1)$ – центральная статистика.
Доверительный интервал:

$$I_{1-\alpha}(X) = \left\{ \theta: \left| \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta)}{\sigma} \right| < -Z_{\alpha/2} \right\},$$

где $\Phi(Z_\alpha) = \alpha$, то есть Z_α – α -квантиль $\mathcal{N}(0, 1)$.

Построим критическое множество уровня α для проверки гипотезы $H_0: \theta = \theta_0$:

$$\mathcal{X}_{1\alpha}(\theta_0) = \left\{ X: \left| \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta_0)}{\sigma} \right| \geq -Z_{\alpha/2} \right\}.$$

Вычислим мощность критерия:

$$\begin{aligned} W(\theta) &= P_\theta(X \in \mathcal{X}_{1\alpha}(\theta_0)) = P_\theta\left(\left|\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta_0)}{\sigma}\right| \geq -Z_{\alpha/2}\right) = \\ &= 1 - P_\theta\left(Z_{\alpha/2} < \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta_0)}{\sigma} < -Z_{\alpha/2}\right) = \\ &= 1 - P_\theta\left(\frac{\sqrt{n}(\theta_0 - \theta)}{\sigma} + Z_{\alpha/2} < \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta)}{\sigma} < \frac{\sqrt{n}(\theta_0 - \theta)}{\sigma} - Z_{\alpha/2}\right) = \\ &= 1 - \left(\Phi\left(\frac{\sqrt{n}(\theta_0 - \theta)}{\sigma} - Z_{\alpha/2}\right) - \Phi\left(\frac{\sqrt{n}(\theta_0 - \theta)}{\sigma} + Z_{\alpha/2}\right)\right) \ominus \end{aligned}$$

Так как $1 - \Phi(x) = \Phi(-x)$, получаем:

$$\ominus \Phi\left(Z_{\alpha/2} + \frac{\sqrt{n}(\theta - \theta_0)}{\sigma}\right) + \Phi\left(Z_{\alpha/2} - \frac{\sqrt{n}(\theta - \theta_0)}{\sigma}\right).$$

Чтобы понять как ведёт себя функция мощности, вычислим её производную:

$$W'(\theta) = \frac{\sqrt{n}}{\sigma} \left(\varphi\left(Z_{\alpha/2} + \frac{\sqrt{n}(\theta - \theta_0)}{\sigma}\right) - \varphi\left(Z_{\alpha/2} - \frac{\sqrt{n}(\theta - \theta_0)}{\sigma}\right) \right).$$

Отсюда видно, что $\theta = \theta_0$ — точка минимума. Таким образом, найденный критерий является состоятельным и несмещённым. \square

Замечание 16.1.

$$\begin{aligned} \mathcal{X}_{1\alpha} &= \left\{ X : \left| \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta_0)}{\sigma} \right| \geq -Z_{\alpha/2} \right\} = \\ &= \left\{ \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta_0)}{\sigma} \geq -Z_{\alpha/2} \right\} \cup \left\{ \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta_0)}{\sigma} \leq Z_{\alpha/2} \right\}. \end{aligned}$$

Заметим, что

$$\mathcal{X}_{1,\alpha/2}^+ := \left\{ \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta_0)}{\sigma} \geq -Z_{\alpha/2} \right\}$$

— оптимальный критерий уровня $\frac{\alpha}{2}$ гипотезы против правосторонней альтернативы $H_1^+ : \theta > \theta_0$, а

$$\mathcal{X}_{1,\alpha/2}^- := \left\{ \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta_0)}{\sigma} \leq Z_{\alpha/2} \right\}$$

— оптимальный критерий уровня $\frac{\alpha}{2}$ гипотезы против левосторонней альтернативы $H_1^- : \theta < \theta_0$. Можно показать, что этот критерий будет РНМ несмещённым крите-

рием.

Замечание 16.2. Рассмотрим случай неизвестного значения σ^2 .

Сформулируем правило: по выборке X из $\mathcal{N}(\theta, \sigma^2)$, где параметры $\theta \in \mathbb{R}^1$ и $\sigma^2 > 0$ неизвестны, отвергаем гипотезу $H_0: \theta = \theta_0$ против двусторонней альтернативы

$H_1: \theta \neq \theta_0$, если $\left| \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta_0)}{S} \right| > t_{\alpha/2}(n-1)$, где $t_{\alpha/2}(n-1)$ – квантиль уровня $\frac{\alpha}{2}$

распределения Стьюдента $t(n-1)$, а $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$.

Задача 16.2. Пусть $X = (X_1, \dots, X_n)$ и $Y = (Y_1, \dots, Y_m)$ – две независимые выборки, $X_1 \sim \mathcal{N}(a, \sigma^2)$, $Y_1 \sim \mathcal{N}(b, \sigma^2)$, где a, b и $\sigma^2 > 0$ – неизвестные параметры. Проверить гипотезу $H_0: a = b$ против альтернативы $H_1: a \neq b$, для этого:

- построить доверительный интервал для $a - b$ уровня $1 - \alpha$;
- построить критическое множество уровня α для проверки гипотезы $H_0: a = b$ против альтернативы $H_1: a \neq b$.

Решение:

Объединим все наблюдения в один вектор:

$$\begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_n \\ Y_1 \\ \vdots \\ Y_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \vdots \\ \varepsilon_{n+m} \end{pmatrix},$$

где $\{\varepsilon_i\}$ – независимые одинаково распределённые случайные величины $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$.

- В модели линейной регрессии оптимальной оценкой является ОНК.

$$\sum_{i=1}^n (X_i - a)^2 + \sum_{i=1}^m (Y_i - b)^2 \rightarrow \min_{a, b};$$

$$\hat{a} = \bar{X}, \quad \hat{b} = \bar{Y}, \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n+m-2} \left(\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 + \sum_{i=1}^m (Y_i - \bar{Y})^2 \right).$$

Таким образом, $\bar{X} - \bar{Y}$ – оптимальная оценка для $a - b$, $\bar{X} - \bar{Y} \sim \mathcal{N}\left(a - b, \frac{\sigma^2}{n} + \frac{\sigma^2}{m}\right)$.

Построим центральную статистику. Так как \hat{a} и \hat{b} не зависят от $\hat{\sigma}^2$, получаем:

$$\frac{\bar{X} - \bar{Y} - (a - b)}{\sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}} \cdot \hat{\sigma}} \sim t(n + m - 2).$$

Построим доверительный интервал для $a - b$ уровня $1 - \alpha$:

$$I_{1-\alpha}(X, Y) = \left\{ a - b : \left| \frac{\bar{X} - \bar{Y} - (a - b)}{\sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}} \cdot \hat{\sigma}} \right| < -t_{\alpha/2}(n + m - 2) \right\}.$$

б) Построим критическое множество уровня для проверки гипотезы $H_0: a - b = 0$ против альтернативы $H_1: a - b \neq 0$:

$$\begin{aligned} \mathcal{X}_{1\alpha} &= \left\{ X, Y : \frac{|\bar{X} - \bar{Y}|}{\sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}} \cdot \hat{\sigma}} \geq -t_{\alpha/2}(n + m - 2) \right\} = \\ &= \left\{ X, Y : \frac{(\bar{X} - \bar{Y})^2}{\left(\frac{1}{n} + \frac{1}{m}\right) \hat{\sigma}^2} \geq t_{\alpha/2}^2(n + m - 2) \right\} \end{aligned}$$

□

Определение 16.1. $F(k_1, k_2) \stackrel{d}{=} \frac{\frac{1}{k_1} \chi^2(k_1)}{\frac{1}{k_2} \chi^2(k_2)}$ – F -распределение Фишера, где $\chi^2(k_1)$ и $\chi^2(k_2)$ независимы.

Замечание 16.3. Так как $t(k_2) \stackrel{d}{=} \frac{\xi_0}{\sqrt{\frac{1}{k_2} \chi^2(k_2)}}$, где ξ_0 не зависит от $\chi^2(k_2)$, то

$F(1, k_2) \stackrel{d}{=} t^2(k_2)$. Отсюда можно показать, что $t_{\alpha/2}^2(n + m - 2) = f_{1-\alpha}(1, n + m - 2)$.

Задача 16.3. Доказать, что $t_{\alpha/2}^2(k) = f_{1-\alpha}(1, k)$.

Решение:

$$\begin{aligned} 1 - \alpha &= P(F(1, k) \leq f_{1-\alpha}(1, k)); \\ \alpha &= P(F(1, k) > f_{1-\alpha}(1, k)) = P\left(\frac{\xi^2}{\frac{1}{k} \chi^2(k)} > f_{1-\alpha}(1, k)\right), \end{aligned}$$

где $\xi \sim \mathcal{N}(0, 1)$ и не зависит от $\chi^2(k)$.

$$\begin{aligned}\alpha &= P\left(\left|\frac{\xi}{\sqrt{\frac{1}{k}\chi^2(k)}}\right| > \sqrt{f_{1-\alpha}(1, k)}\right) = P\left(|t(k)| > \sqrt{f_{1-\alpha}(1, k)}\right) = \\ &= 2P\left(t(k) < -\sqrt{f_{1-\alpha}(1, k)}\right); \\ P\left(t(k) < -\sqrt{f_{1-\alpha}(1, k)}\right) &= \frac{\alpha}{2}; \quad -\sqrt{f_{1-\alpha}(1, k)} = t_{\alpha/2}(k); \quad t_{\alpha/2}^2(k) = f_{1-\alpha}(1, k).\end{aligned}$$

□

Семинар 17

Нецентральные распределения

Определение 17.1. $t(k, \mu) \stackrel{d}{=} \frac{\xi_0 + \mu}{\sqrt{\frac{1}{k}(\xi_1^2 + \dots + \xi_k^2)}}$ – распределение Стьюдента с чис-

лом степеней свободы k и параметром нецентральности μ , где $\{\xi_i\}$ – независимые одинаково распределённые случайные величины $\mathcal{N}(0, 1)$.

Определение 17.2. $\chi^2(k, \Delta^2) \stackrel{d}{=} (\xi_1 + a_1)^2 + \dots + (\xi_k + a_k)^2$ – распределение χ^2 с числом степеней свободы k и параметром нецентральности Δ^2 , где $\{\xi_i\}$ – независимые одинаково распределённые случайные величины $\mathcal{N}(0, 1)$, $\Delta^2 = a_1^2 + \dots + a_k^2$.

Замечание 17.1. Заметим, что в определении (17.2) в равенстве слева указана

зависимость только от квадрата длины вектора $a = \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_k \end{pmatrix}$, а справа – от компонент этого вектора. Покажем, что определение корректно.

Пусть $\xi = \begin{pmatrix} \xi_1 \\ \vdots \\ \xi_k \end{pmatrix}$, тогда $\xi \sim \mathcal{N}_k(0, I_k)$. Пусть C – ортогональная матрица размера $k \times k$, тогда

$$C\xi \sim \mathcal{N}_k(C \cdot 0, CI_kC^T) = \mathcal{N}_k(0, I_k).$$

Таким образом, $\xi \stackrel{d}{=} C\xi$.

Так как при умножении вектора на ортогональную матрицу его длина не меняется, то получаем:

$$(\xi_1 + a_1)^2 + \dots + (\xi_k + a_k)^2 = \|\xi + a\|^2 = \|C\xi + Ca\|^2 \stackrel{d}{=} \|\xi + Ca\|^2.$$

Выберем C так, чтобы выполнялось $Ca = \begin{pmatrix} \|a\| \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}$. Таким образом, видно, что

распределение зависит только от квадрата длины вектора a .

Определение 17.3. $F(k_1, k_2, \Delta^2) \stackrel{d}{=} \frac{\frac{1}{k_1}\chi^2(k_1, \Delta^2)}{\frac{1}{k_2}\chi^2(k_2)}$ – распределение Фишера с числом

степеней свободы k_1, k_2 и параметром нецентральности Δ^2 , где $\chi^2(k_1, \Delta^2)$ и $\chi^2(k_2)$ – независимые случайные величины.

Стохастическая упорядоченность

Определение 17.4. $\xi \underset{st}{\leq} \eta$ (ξ стохастически не больше, чем η), если

$$P(\xi > x) \leq P(\eta > x) \quad \forall x \in \mathbb{R}.$$

Определение 17.5. $\xi <_{st} \eta$ (ξ стохастически меньше, чем η), если

$$P(\xi > x) < P(\eta > x) \quad \forall x \in \mathbb{R}.$$

Утверждение 17.1. $t(k, \mu)$ стохастически упорядочены по μ .

Утверждение 17.2. $\chi^2(k, \Delta^2)$ стохастически упорядочены по $\Delta^2 \geq 0$.

Утверждение 17.3. $F(k_1, k_2, \Delta^2)$ стохастически упорядочены по $\Delta^2 \geq 0$.

Задача 17.1. Доказать, что $\chi^2(k, \Delta^2)$ стохастически упорядочены по $\Delta^2 \geq 0$.

Решение:

Вспомним следующее утверждение:

Утверждение 17.4. Если ξ и η – независимые случайные величины и $E|\varphi(\xi, \eta)|$, где φ – борелевская функция, то $E\varphi(\xi, \eta) = E\left(E\varphi(\xi, y)|_{y=\eta}\right)$.

Выберем добавочный вектор с ненулевой только первой компонентой, получим:

$$P(\chi^2(k, \Delta^2) > x) = P((\xi_1 + \Delta)^2 + \xi_2^2 + \dots + \xi_k^2 > x),$$

где $\{\xi_i\}$ – независимые одинаково распределённые случайные величины $\mathcal{N}(0, 1)$.
 Перейдём к математическому ожиданию:

$$P(\chi^2(k, \Delta^2) > x) = E\left(EI((\xi_1 + \Delta)^2 > x - x_2^2 - \dots - x_k^2) |_{(x_2, \dots, x_k) = (\xi_2, \dots, \xi_k)}\right).$$

Обозначим $y := x - x_2^2 - \dots - x_k^2$ и $g_y(\Delta) := EI((\xi_1 + \Delta)^2 > y)$. Если $y \leq 0$, то $g_y(\Delta) = 1$. Далее рассмотрим случай $y > 0$:

$$\begin{aligned} g_y(\Delta) &= P(|\xi_1 + \Delta| > \sqrt{y}) = P(\xi_1 > \sqrt{y} - \Delta) + P(\xi_1 < -\sqrt{y} - \Delta) = \\ &= \Phi(\Delta - \sqrt{y}) + \Phi(-\Delta - \sqrt{y}); \\ g'_y(\Delta) &= \varphi(\Delta - \sqrt{y}) - \varphi(-\Delta - \sqrt{y}); \\ g'_y(0) &= 0, \quad g'_y(\Delta) > 0 \quad \text{при } \Delta > 0. \end{aligned}$$

Отсюда следует, что $P(\chi^2(k, \Delta^2) > x) \leq P(\chi^2(k, \tilde{\Delta}^2) > x)$ при $\Delta < \tilde{\Delta}$. □

Задача 17.2. Для критерия из задачи (16.2)

$$\mathcal{X}_{1\alpha} = \left\{ X, Y: \frac{(\bar{X} - \bar{Y})^2}{\sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}} \hat{\sigma}^2} > f_{1-\alpha}(1, n + m - 2) \right\}$$

вычислить мощность $W(a - b)$ и доказать несмещённость теста.

Решение:

Так как $\bar{X} - \bar{Y} \sim \mathcal{N}\left(a - b, \left(\frac{1}{n} + \frac{1}{m}\right) \sigma^2\right)$, то получаем:

$$\begin{aligned} \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sigma \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}} &\sim \mathcal{N}\left(\frac{a - b}{\sigma \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}}, 1\right); \\ \left(\frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sigma \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}}\right)^2 &\sim \mathcal{N}^2\left(\frac{a - b}{\sigma \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}}, 1\right) = \chi^2(1, \Delta^2). \end{aligned}$$

Так как $\frac{\hat{\sigma}^2}{\sigma^2} \sim \frac{\chi^2(n + m - 2)}{n + m - 2}$ и случайные величины независимы, то получаем:

$$\frac{(\bar{X} - \bar{Y})^2}{\left(\frac{1}{n} + \frac{1}{m}\right) \hat{\sigma}^2} \sim F(1, n + m - 2, \Delta^2),$$

где $\Delta^2 = \frac{(a - b)^2}{\left(\frac{1}{n} + \frac{1}{m}\right) \sigma^2}$.

Выпишем функцию мощности:

$$\begin{aligned} W(a - b) &= P_{a, b, \sigma^2} \left(\frac{(\bar{X} - \bar{Y})^2}{\left(\frac{1}{n} + \frac{1}{m}\right) \hat{\sigma}^2} > f_{1-\alpha}(1, n + m - 2) \right) = \\ &= 1 - F_{1, n+m-2}(f_{1-\alpha}(1, n + m - 2); \Delta^2). \end{aligned}$$

Так как $\frac{(\bar{X} - \bar{Y})^2}{\left(\frac{1}{n} + \frac{1}{m}\right) \hat{\sigma}^2} \sim F(1, n + m - 2, \Delta^2)$, то в силу стохастической упорядоченности F -распределения $W(a - b)$ строго возрастает по параметру Δ^2 . Так как

$W(0) = \alpha$ и W возрастает по параметру $|a - b|$, то $W(0)$ – наименьшее значение функции мощности. Так как случай $a - b = 0$ соответствует гипотезе $H_0: a = b$, то тест несмещённый. \square

Построение доверительного множества в модели линейной гауссовской регрессии

Зафиксируем, как мы строили доверительные интервалы для некоторой линейной комбинации параметров.

Рассмотрим модель линейной гауссовской регрессии: $X = Z\theta + \varepsilon$, где $\varepsilon \sim \mathcal{N}_n(0, \sigma^2 I_n)$, $\text{rank } Z = k < n$, параметры $\theta \in \mathbb{R}^k$ и $\sigma^2 > 0$ неизвестны. Построим доверительное множество для $\beta = A\theta$, где A – матрица размера $m \times k$, $\text{rank } A = m \leq k$.

$\hat{\theta} = (Z^T Z)^{-1} Z^T X$ – ОНК для θ . Тогда $\hat{\beta} = A\hat{\theta}$ – оптимальная оценка для β . Так как $\hat{\theta} \sim \mathcal{N}_k(\theta, \sigma^2 (Z^T Z)^{-1})$, то $\hat{\beta} \sim \mathcal{N}_m(\beta, \sigma^2 A (Z^T Z)^{-1} A^T)$. Обозначим $D := A (Z^T Z)^{-1} A^T$. Тогда получаем:

$$\left\| D^{-\frac{1}{2}} (\hat{\beta} - \beta) \frac{1}{\sigma} \right\|^2 \sim \|\mathcal{N}_m(0, I_m)\|^2 = \chi^2(m);$$

$$\frac{\frac{1}{m} (\hat{\beta} - \beta)^T D^{-1} (\hat{\beta} - \beta)}{\hat{\sigma}^2} \sim F(m, n - k).$$

Запишем доверительное множество:

$$I_{1-\alpha}(X) = \left\{ \beta \in \mathbb{R}^m : (\hat{\beta} - \beta)^T D^{-1} (\hat{\beta} - \beta) < m\hat{\sigma}^2 f_{1-\alpha}(m, n - k) \right\}$$

– доверительный эллипсоид для β уровня $1 - \alpha$.

Если мы хотим проверить линейную гипотезу $H_0: \beta = \beta_0$ в модели линейной регрессии, то критическим множеством уровня α для её проверки будет

$$\mathcal{X}_{1\alpha} = \left\{ X : (\hat{\beta} - \beta_0)^T D^{-1} (\hat{\beta} - \beta_0) \geq m\hat{\sigma}^2 f_{1-\alpha}(m, n - k) \right\}.$$

Можно вычислить функцию мощности этого критерия:

$$W(\beta, \mathcal{X}_{1\alpha}) = 1 - F_{m, n-k}(f_{1-\alpha}(m, n - k); \Delta^2),$$

где $\Delta^2 = \frac{(\beta - \beta_0)^T D^{-1} (\beta - \beta_0)}{\sigma^2}$. Так как распределение Фишера стохастически упорядочено по параметру Δ^2 , то критерий несмещённый и функция мощности растёт по параметру Δ^2 .

Задача 17.3. Пусть дана модель линейной гауссовской регрессии: $X = Z\theta + \varepsilon$, где

$\varepsilon \sim \mathcal{N}_n(0, \sigma^2 I_n)$, где параметр $\theta \in \mathbb{R}^k$. Пусть $\theta = \begin{pmatrix} \theta^{(1)} \\ \theta^{(2)} \end{pmatrix}$, где размерности $\theta^{(1)}$ и $\theta^{(2)}$ равны k_1 и k_2 соответственно. Проверить гипотезу $H_0: \theta^{(2)} = 0$.

Решение:

$$\hat{\theta} = (Z^T Z)^{-1} Z^T X \sim \mathcal{N}_k(\theta, \sigma^2 (Z^T Z)^{-1}) - \text{ОНК для } \theta.$$

Тогда $\hat{\theta}^{(2)} \sim \mathcal{N}_{k_2}(\theta^{(2)}, \sigma^2 D)$ – оптимальная оценка для $\theta^{(2)}$, где D – правый нижний блок размера $k_2 \times k_2$ матрицы $(Z^T Z)^{-1}$.

Построим критическое множество:

$$\mathcal{X}_{1-\alpha} = \left\{ X: \frac{\hat{\theta}^{(2)T} D^{-1} \hat{\theta}^{(2)}}{k_2 \hat{\sigma}^2} > f_{1-\alpha}(k_2, n - k) \right\}$$

– критерий уровня α для проверки гипотезы $H_0: \theta^{(2)} = 0$. Построенный тест несмещённый. \square

Обсудим, как вычислять тестовую статистику простым способом.

Мы вычисляем ОНК, минимизируя выражение $RSS(\theta) := \|X - Z\theta\|^2$. Тогда

$$\hat{\theta}^{(2)T} D^{-1} \hat{\theta}^{(2)} = RSS(\hat{\theta}_{H_0}) - RSS(\hat{\theta}),$$

причём $\hat{\sigma}^2 = \frac{RSS(\hat{\theta})}{n - k}$.

Так как $H_0: \theta^{(2)} = 0$, то $\hat{\theta}_{H_0} = \begin{pmatrix} \hat{\theta}_{H_0}^{(1)} \\ 0 \end{pmatrix}$. Разобьём матрицу Z на блоки $Z^{(1)}$, содержащий левые k_1 столбцов, и $Z^{(2)}$, содержащий правые k_2 столбцов.

Тогда в модели линейной регрессии $X = Z\theta + \varepsilon = Z^{(1)}\theta^{(1)} + Z^{(2)}\theta^{(2)} + \varepsilon$ ОНК получается следующим образом: $\hat{\theta} = (Z^T Z)^{-1} Z^T X$.

При гипотезе H_0 получаем: $X = Z^{(1)}\theta^{(1)} + \varepsilon$. Тогда $\hat{\theta}_{H_0}^{(1)} = (Z^{(1)T} Z^{(1)})^{-1} Z^{(1)T} X$.



МЕХАНИКО-
МАТЕМАТИЧЕСКИЙ
ФАКУЛЬТЕТ
МГУ ИМЕНИ
М.В. ЛОМОНОСОВА

teach-in
ЛЕКЦИИ УЧЕНЫХ МГУ