

Математическая статистика.

Андрей Тищенко @AndrewTGk

2024/2025

Лекция 10 января

Преамбула

Статистика. Мнения о появлении этого слова:

1. Статистиками в Германии назывались люди, собирающие данные о населении и передающие их государству.
2. В определённый день в Венеции народ выстаивался для выплаты налогов (строго фиксированных, в зависимости от рода действий). Государство собирало данные обо всём населении. Это происходило до появления статистиков в Германии, поэтому мы будем считать, что статистика пошла из Венеции.

Задача статистики — по результатам наблюдений построить вероятностную модель наблюдаемой случайной величины.

Основные определения

Определение

Однородной выборкой объёма n называется случайный вектор $X = (X_1, \dots, X_n)$, компоненты которого являются независимыми и одинаково распределёнными. Элементы вектора X называются элементами выборки.

Определение

Если элементы выборки имеют распределение $F_\xi(x)$, то говорят, что выборка соответствует распределению $F_\xi(x)$ или порождена случайной величиной ξ с распределением $F_\xi(x)$.

Определение

Детерминированный вектор $x = (x_1, \dots, x_n)$, компоненты которого x_i являются реализациями соответствующих случайных величин X_i ($i = \overline{1, n}$), называется реализацией выборки.

Уточнение

Если X — однородная выборка объёма n , то его реализацией будет вектор x , каждый элемент x_i которого является значением соответствующей ему случайной величины (элемента выборки) X_i .

Определение

Выборочным пространством называется множество всех возможных реализаций выборки

$$X = (X_1, \dots, X_n)$$

Пример

У вектора $X = (X_1, \dots, X_{10})$ каждый элемент X_i которой порождён случайной величиной $\xi \sim U(0, 1)$, выборочным пространством является \mathbb{R}^{10} (так как X_i может принять любое значение на \mathbb{R})

Определение

Обозначим $x_{(i)}$ — i -ый по возрастанию элемент, тогда будет справедливо:

$$x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(n)}$$

Обозначим $X_{(k)}$ случайную величину, реализация которой при каждой реализации x выборки X принимает значение $x_{(k)}$. Тогда последовательность $X_{(1)}, \dots, X_{(n)}$ называется вариационным рядом выборки.

Определение

Случайная величина $X_{(k)}$ называется k -ой порядковой статистикой выборки.

Определение

Случайные величины $X_{(1)}, X_{(n)}$ называются эстремальными порядковыми статистиками.

Определение

Порядковая статистика $X_{([n \cdot p])}$ называется выборочной квантилью уровня p , где $p \in [0, 1]$

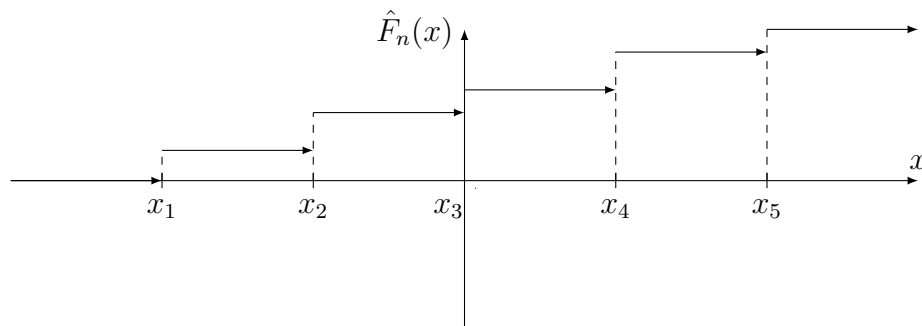
Определение

Пусть каждый элемент выборки X объёма n имеет распределение $F_\xi(x)$. Эмпирической функцией распределения такой выборки называется

$$\hat{F}_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n I(X_k \leq x)$$

I — индикаторная функция. $I = \begin{cases} 1, & \text{если аргумент верен} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$

Пусть x_1, \dots, x_n — реализация выборки X_1, \dots, X_n



Свойства $\hat{F}_n(x)$

$$1. \forall x \in \mathbb{R} \quad E\hat{F}_n(x) = E\left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n I(X_k \leq x)\right) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n EI(X_k \leq x) = P(X_1 \leq x) = F_\xi(x)$$

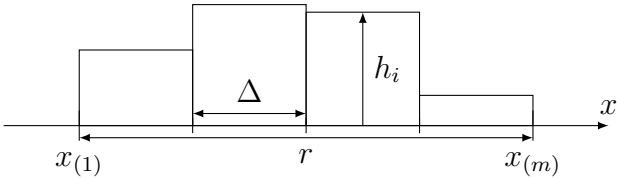
2. По усиленному закону больших чисел (УЗБЧ)

$$\forall x \in \mathbb{R} \quad \hat{F}_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n I(X_k \leq x) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{п. н.}} EI(X_k \leq x) = F_\xi(x)$$

Гистограмма

Разбить \mathbb{R} на $(m + 2)$ непересекающихся интервала. Рассматриваются $x_{(1)}, \dots, x_{(m)}$

Название	Обозначение	Формула
Количество интервалов	m	—
Размах выборки	r	$r = x_{(m)} - x_{(1)}$
Ширина интервала	Δ	$\Delta = \frac{r}{m}$
Количество попаданий на i -ый интервал	ν_i	—
Частота попаданий на i -ый интервал	h_i	$h_i = \frac{\nu_i}{\Delta}$



Лекция 17 января

Определение

Пусть $X_1, \dots, X_n \sim F(x, \theta)$. k -ым начальным выборочным моментом называется

$$\hat{\mu}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^k, \quad k \in \mathbb{N}$$

Выборочным средним называется:

$$\hat{\mu}_1 = \overline{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

Определение

k -ым центральным выборочным моментом называется

$$\hat{\nu}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \overline{X})^k, \quad k = 2, 3, \dots$$

$\hat{\nu}_2 = S^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \overline{X})^2$ называется выборочной дисперсией

Пусть $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ соответствует распределению $F(x, y, \theta)$

Определение

Выборочной ковариацией называется

$$\hat{K}_{xy} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \overline{X})(y_i - \overline{Y})$$

Определение

Выборочным коэффициентом корреляции называется

$$\hat{\rho}_{xy} = \frac{\hat{K}_{xy}}{\sqrt{S_x^2 S_y^2}}$$

Свойства выборочных моментов

1. $E\hat{\mu}_k = E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k\right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n EX_i^k = EX_1^k = \mu_k$
2. $E\bar{X} = m_x$
3. $\mathcal{D}\hat{\mu}_k = \mathcal{D}\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^k\right) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \mathcal{D}X_i^k = \frac{1}{n} \mathcal{D}X_1^k = \frac{1}{n} \left(EX_1^{2k} - (EX_1^k)^2 \right) = \frac{1}{n} (\mu_{2k} - \mu_k^2)$
4. $\mathcal{D}\bar{X} = \frac{\sigma_{x_1}^2}{n}$
5. По УЗБЧ

$$\hat{\mu}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^k \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{п. н.}} E\hat{\mu}_k = \mu_k$$

$$\hat{\nu}_k \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{п. н.}} \nu_k$$

6. По ЦПТ

$$\frac{\hat{\mu}_k - \mu_k}{\sqrt{\frac{\mu_{2k} - \mu_k^2}{n}}} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} U, U \sim N(0, 1)$$

$$\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - m_{x_1})}{\sigma} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} U$$

$$\begin{aligned} 7. ES^2 &= E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2\right) = \frac{1}{n} E\left(\sum_{i=1}^n (x_i^2 - 2x_i\bar{X} + \bar{X}^2)\right) = E(x^2) - \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n E(x_i\bar{X}) + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E\bar{X}^2 = \\ &= E(x^2) - \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n E x_i \sum_{j=1}^n x_j + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E\left(\sum_{j=1}^n x_j\right)^2 = E(x^2) - \frac{2}{n} E \sum_{i=1}^n x_i \sum_{j=1}^n x_j + \frac{n-1}{n} \sigma^2 \end{aligned}$$

$$8. E\hat{K}_{xy} = \frac{n-1}{n} \text{cov}(x, y)$$

Определение

Оценкой $\hat{\theta}$ параметра θ , называется функция:

$$\hat{\theta} = T(x_1, \dots, x_n), \text{ не зависящая от } \theta$$

Например, отвратительная оценка среднего роста людей в аудитории.

$$\hat{m} = \frac{2x_2 + 5x_5 + 10x_{10}}{3}$$

Определение

Оценка $\hat{\theta}$ называется несмещённой, если $E\hat{\theta} = \theta$ для любых возможных значений этого параметра.

Определение

Оценка $\hat{\theta}(x_1, \dots, x_n)$ называется асимптотически несмещённой оценкой θ , если

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E\hat{\theta}(x_1, \dots, x_n) = \theta$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} ES^2 = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n-1}{n} \sigma^2 = \sigma^2$$

Определение

Несмещённой выборочной (или исправленной) выборочной дисперсией называется

$$\tilde{S}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

Оценки

$$\hat{m}_1 = \frac{x_1 + x_2 + x_3}{3}$$

$$\hat{m}_2 = \frac{\sum_{i=1}^{10} x_i}{10}$$

$$\hat{m}_3 = \bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$$

Являются несмещёнными.

Определение

Оценка $\hat{\theta}(x_1, \dots, x_n)$ называется:

Состоятельной оценкой θ , если

$$\hat{\theta}(x_1, \dots, x_n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{p} \theta$$

Сильно состоятельной оценкой, если

$$\hat{\theta}(x_1, \dots, x_n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\text{п. н.}} \theta$$

Определение

Пусть $\hat{\theta}$ — несмещённая оценка параметра θ . Если $\mathcal{D}\hat{\theta} \leq \mathcal{D}\theta^*$, где θ^* — любая несмещённая оценка параметра θ . Тогда $\hat{\theta}$ называется эффективной оценкой параметра θ .

R-эффективные оценки

Рассматриваем выборку $X_1, \dots, X_n \sim f(x, \theta)$, $\theta \in \Theta \subseteq \mathbb{R}^1$. Назовём модель $(S, f(x, \theta))$ регулярной, если она удовлетворяет следующим условиям:

1. $\forall x \in S$ функция $f(x, \theta) = f(x_1, \dots, x_n, \theta) > 0$ и дифференцируема по θ .

$$2. \begin{cases} \frac{\delta}{\delta\theta} \int_S f(x, \theta) dx = \int_S \frac{\delta}{\delta\theta} f(x, \theta) dx \\ \frac{\delta}{\delta\theta} \int_S T(x) f(x, \theta) dx = \int_S \frac{\delta}{\delta\theta} T(x) f(x, \theta) dx \end{cases}$$

Пусть $\hat{\theta} = T(x) = T(x_1, \dots, x_n)$ — несмещённая оценка параметра θ :

$$\int_S \frac{\delta}{\delta\theta} f(x, \theta) dx = \frac{\delta}{\delta\theta} \int_S f(x, \theta) dx = \frac{\delta}{\delta\theta} 1 = 0$$

$$\int_S \frac{\delta}{\delta\theta} T(x) f(x, \theta) dx = \frac{\delta}{\delta\theta} \int_S T(x) f(x, \theta) dx = \frac{\delta}{\delta\theta} ET(x) = \frac{\delta}{\delta\theta} \theta = 1$$

Определение

Информацией Фишера о параметре θ , содержащейся в выборке X_1, \dots, X_n называется величина

$$I_n(\theta) = E \left(\frac{\delta \ln(f(x, \theta))}{\delta\theta} \right)^2 = \int_S \left(\frac{\delta \ln(f(x, \theta))}{\delta\theta} \right)^2 f(x, \theta) dx$$

Неравенство Рао-Крамера

Если S , $f(x, \theta)$ — регулярная модель и $\hat{\theta}$ — несмещённая оценка θ , то

$$\mathcal{D}(\hat{\theta}) \geq \frac{1}{I_n(\theta)}$$

Доказательство

Выпишем некоторые равенства (пригодятся в доказательстве):

$$\int_S \frac{\delta}{\delta\theta} f(x, \theta) dx = \int_S \frac{\delta f(x, \theta)}{\delta\theta} \frac{f(x, \theta)}{f(x, \theta)} dx \stackrel{*}{=} \int_S \frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta\theta} f(x, \theta) dx = 0$$

Пояснение $\stackrel{*}{=}$. Логарифм — сложная функция. По правилу дифференцирования сложной функции:

$$\frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta\theta} = \frac{1}{f(x, \theta)} \cdot \frac{\delta f(x, \theta)}{\delta\theta}$$
$$\int_S \frac{\delta}{\delta\theta} T(x) f(x, \theta) dx = \int_S T(x) \frac{\delta}{\delta\theta} f(x, \theta) \frac{f(x, \theta)}{f(x, \theta)} dx = \int_S T(x) \frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta\theta} f(x, \theta) dx = 1$$

Чуть преобразуем последнее полученное равенство:

$$\int_S T(x) \frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta\theta} f(x, \theta) dx = \int_S T(x) \frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta\theta} f(x, \theta) dx - \underbrace{\theta \int_S \frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta\theta} f(x, \theta) dx}_{=0} =$$
$$= \int_S (T(x) - \theta) \frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta\theta} f(x, \theta) dx = 1 \Rightarrow 1 = 1^2 = \left(\int_S (T(x) - \theta) \frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta\theta} f(x, \theta) dx \right)^2$$

Далее нам понадобится неравенство Коши-Буняковского, которое выглядит так:

$$\left(\int \varphi_1(x) \varphi_2(x) dx \right)^2 \leq \int \varphi_1^2(x) dx \int \varphi_2^2(x) dx$$

Подгоним полученное равенство ($f(x, \theta) > 0 \Rightarrow f(x, \theta) = \sqrt{f(x, \theta)^2}$):

$$\left(\int_S (T(x) - \theta) \frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta\theta} f(x, \theta) dx \right)^2 = \left(\int_S \underbrace{(T(x) - \theta) \sqrt{f(x, \theta)}}_{\varphi_1(x)} \cdot \underbrace{\frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta\theta} \sqrt{f(x, \theta)}}_{\varphi_2(x)} dx \right)^2 = 1$$

И применим неравенство Коши-Буняковского:

$$1 = \left(\int_S \underbrace{(T(x) - \theta) \sqrt{f(x, \theta)}}_{\varphi_1(x)} \cdot \underbrace{\frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta\theta} \sqrt{f(x, \theta)}}_{\varphi_2(x)} dx \right)^2 \leq$$
$$\leq \int_S \left((T(x) - \theta) \sqrt{f(x, \theta)} \right)^2 dx \cdot \int_S \left(\frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta\theta} \sqrt{f(x, \theta)} \right)^2 dx =$$
$$= \underbrace{\int_S (T(x) - \theta)^2 f(x, \theta) dx}_{=\mathcal{D}\hat{\theta}} \cdot \underbrace{\int_S \left(\frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta\theta} \right)^2 f(x, \theta) dx}_{=I_n(\theta)}$$

Получаем:

$$1 \leq \mathcal{D}(\theta) \cdot I_n(\theta) \Rightarrow \mathcal{D}(\theta) \geq \frac{1}{I_n(\theta)}$$

Определение

Оценка $\hat{\theta}$ называется R-эффективной, если $E\hat{\theta} = \theta$ и $\mathcal{D}\hat{\theta} = \frac{1}{I_n(\theta)}$

Лекция 24 января

Замечание 1

$$I_n(\theta) = \mathcal{D} \left(\frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta \theta} \right)$$

Замечание 2

$$I_n(\theta) = nI_1(\theta)$$

$$f(x, \theta) = f(x_1, \dots, x_n, \theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta)$$

$$\begin{aligned} E \left(\frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta \theta} \right)^2 &= E \left(\sum_{i=1}^n \frac{\delta \ln f(x_i, \theta)}{\delta \theta} \right)^2 = \sum_{i \neq j} E \left(\frac{\delta \ln f(x_i, \theta)}{\delta \theta} \cdot \frac{\delta \ln f(x_j, \theta)}{\delta \theta} \right) + n E \left(\frac{\delta \ln f(x_1, \theta)}{\delta \theta} \right)^2 = \\ &= \sum_{i \neq j} \left(\underbrace{E \left(\frac{\delta \ln f(x_i, \theta)}{\delta \theta} \right)}_{=0} \cdot \underbrace{E \left(\frac{\delta \ln f(x_j, \theta)}{\delta \theta} \right)}_{=0} \right) + n E \left(\frac{\delta \ln f(x_1, \theta)}{\delta \theta} \right)^2 = n E \left(\frac{\delta \ln f(x_1, \theta)}{\delta \theta} \right)^2 = n I_1(\theta) \end{aligned}$$

Замечание 3

Пример: $X_1, \dots, X_n \sim N(\theta, \sigma^2)$

Рассмотрим оценку $\hat{\theta} = \bar{X}$, её дисперсия $\mathcal{D}\bar{X} = \frac{\sigma^2}{n}$. Посчитаем информацию Фишера:

$$\begin{aligned} I_1(\theta) &= E \left(\frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta \theta} \right)^2 = E \left(\frac{\delta}{\delta \theta} \ln \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\theta)^2}{2\sigma^2}} \right) \right)^2 = E \left(\frac{\delta}{\delta \theta} \ln \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} - \frac{(x-\theta)^2}{2\sigma^2} \right) \right)^2 = E \left(\frac{x-\theta}{\sigma^2} \right)^2 = \\ &= \frac{1}{\sigma^4} E(x - \theta)^2 = \frac{\sigma^2}{\sigma^4} = \frac{1}{\sigma^2} \Rightarrow I_n(\theta) = \frac{n}{\sigma^2} \end{aligned}$$

Знаем, что $\mathcal{D}\hat{\theta} \geq \frac{1}{nI_1(\theta)} = \frac{\sigma^2}{n} = \mathcal{D}(\bar{X}) \Rightarrow$ оценка $\hat{\theta} = \bar{X}$ является R-эффективной.

Критерий эффективности $X_1, \dots, X_n \sim F_\xi(x, \theta)$, $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}^1$ выполнены условия регулярности, то есть

$$\int T(x) \frac{\delta f(x, \theta)}{\delta \theta} dx = \frac{\delta}{\delta \theta} \int T(x) f(x, \theta) dx = E\hat{\theta}$$

Определение

Функцией вклада выборки X_1, \dots, X_n называется

$$U(x, \theta) = \sum_{i=1}^n \frac{\delta \ln f(x_i, \theta)}{\delta \theta}$$

Пусть $0 < U(x, \theta) < \infty$.

$\hat{\theta} = T(x_1, \dots, x_n)$ — R-эффективная оценка $\theta \Leftrightarrow \hat{\theta} - \theta = a(\theta)U(x, \theta)$, где $a(\theta) = \mathcal{D}\hat{\theta}$

Доказательство \Rightarrow :

Пусть $\hat{\theta} - \theta = a(\theta)U(x, \theta) \Rightarrow \hat{\theta}$ — R-эффективная оценка θ .

Посчитаем математическое ожидание частей равенства:

$$E(\hat{\theta} - \theta) = a(\theta)EU(x, \theta) = a(\theta) \int \frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta \theta} f(x, \theta) dx = 0$$

Посчитаем дисперсию частей:

$$\mathcal{D}(\hat{\theta} - \theta) = a^2(\theta)\mathcal{D}U(x, \theta) = \underbrace{a^2(\theta)}_{=(\mathcal{D}(\hat{\theta}))^2} I_n(\theta) \Rightarrow \mathcal{D}(\hat{\theta}) = (\mathcal{D}(\hat{\theta}))^2 I_n(\theta) \Rightarrow 1 = \mathcal{D}(\theta) I_n(\theta)$$

Значит оценка является R-эффективной.

Доказательство \Leftarrow :

Пусть $\hat{\theta}$ — R-эффективная оценка $\Rightarrow \hat{\theta} - \theta = a(\theta)U(x, \theta)$. Хотим доказать, что $\rho(\hat{\theta}, U(x, \theta)) = 1$.

Для подсчёта корреляции нужно посчитать ковариацию:

$$\text{cov}(\hat{\theta}, U(x, \theta)) = E(\hat{\theta} - \theta)U(x, \theta) = E\hat{\theta}U(x, \theta) - \underbrace{\theta EU(x, \theta)}_{=0} =$$

$$= \int_S T(x)U(x, \theta)f(x, \theta) dx = \int_S T(x) \frac{\delta \ln f(x, \theta)}{\delta \theta} f(x, \theta) dx = 1$$

Так как $\hat{\theta}$ — R-эффективная оценка, то $\mathcal{D}\hat{\theta} = \frac{1}{I_n(\theta)}$. Знаем, что $\mathcal{D}U(x, \theta) = I_n(\theta)$, тогда:

$$\rho(\hat{\theta}, U(x, \theta)) = \frac{\text{cov}(\hat{\theta}, U(x, \theta))}{\sqrt{\mathcal{D}\hat{\theta}\mathcal{D}U(x, \theta)}} = \frac{1}{\sqrt{\frac{I_n(\theta)}{I_n(\theta)}}} = 1 \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \hat{\theta} = c_1 + c_2 U(x, \theta)$$

$E\hat{\theta} = c_1 + Ec_2 U(x, \theta) = c_1 + 0 = \theta$, так как оценка эффективная

$$\mathcal{D}\hat{\theta} = c_2^2 I_n(\theta) = \frac{1}{I_n(\theta)} \Rightarrow c_2^2 = \frac{1}{I_n^2} \Rightarrow c_2 = \frac{1}{I_n} = \mathcal{D}\hat{\theta} = a(\theta).$$

Итак, $\hat{\theta} = \theta + a(\theta)U(x, \theta) \Rightarrow \hat{\theta} - \theta = U(x, \theta)$.

Метод моментов

$X_1, \dots, X_n \sim F_\xi(x, \theta)$, $\theta \in \Theta \subset R^k$

$$\exists \mu_j < \infty, j = \overline{1, k} \quad \underbrace{\mu_j}_{=\mu_j(\theta)} = E\xi^j = \int_{-\infty}^{+\infty} x^j f(x, \theta) dx = 1$$

Тогда можно получить систему уравнений:

$$\begin{cases} \hat{\mu}_1 = \mu_1(\theta) \\ \vdots \\ \hat{\mu}_k = \mu_k(\theta) \end{cases} \quad (1)$$

Если система уравнений (1) однозначно разрешима относительно $\theta_1, \dots, \theta_k$, то решения $\hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_k$ называется равной $\theta_1, \dots, \theta_k$ по методу моментов.

Пример

$X_1, \dots, X_n \sim N(\theta_1, \theta_2^2)$, $\theta = (\theta_1, \theta_2^2)$, тогда:

$$\begin{cases} \hat{\mu}_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \theta_1 \Rightarrow \hat{\theta}_1 = \bar{X} \\ \hat{\mu}_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 = \theta_2^2 + \theta_1^2, (E\xi^2 = \mathcal{D}\xi + (E\xi)^2) \Rightarrow \hat{\theta}_2^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \bar{X}^2 \end{cases}$$

Метод максимального правдоподобия (ММП)

Определение

Функцией правдоподобия для X_1, \dots, X_n , порождённых случайной величиной ξ , называется функция

$$L(x_1, \dots, x_n, \theta) = \begin{cases} \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta), & \text{если } \xi \text{ — непрерывная случайная величина} \\ \prod_{i=1}^n P(\xi = x_i, \theta), & \text{если } \xi \text{ — дискретная случайная величина} \end{cases}$$

Определение

Реализацией оценки максимального правдоподобия (ОМП) называется значение $\hat{\theta} \in \Theta$, такое что:

$$\hat{\theta} = \operatorname{argmax} L(x_1, \dots, x_n, \theta), \text{ где } \theta \in \Theta$$

Для нахождения точки максимума нужно взять частные производные по всем составляющим θ от функции правдоподобия. Однако считать производную произведения нам впадлу, поэтому мы введём следующую вещь:

Определение

Функция $\ln L(x_1, \dots, x_n, \theta)$ называется логарифмической функцией правдоподобия.

Итак, получаем систему уравнений:

$$\begin{cases} \frac{\delta \ln L(x_1, \dots, x_n, \theta)}{\delta \theta_1} = 0 \\ \vdots \\ \frac{\delta \ln L(x_1, \dots, x_n, \theta)}{\delta \theta_k} = 0 \end{cases}$$

Логарифм монотонный, поэтому его argmax совпадёт с argmax функции $L(x_1, \dots, x_n, \theta)$ (НАУКА!).

Пример

Для Гауссовской величины $N(\theta_1, \theta_2^2)$:

$$L(x_1, \dots, x_n, \theta) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} e^{-\frac{(x_i - \theta_1)^2}{2\theta_2^2}} = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^n \left(\frac{1}{\theta_2}\right)^n e^{-\frac{(x - \theta_1)^2}{2\theta_2^2}}$$

Логарифмируем:

$$\ln L(x_1, \dots, x_n, \theta) = \ln \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}}\right)^n - n \ln \theta_2 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \theta_1)^2}{2\theta_2^2}$$

Возьмём частные производные:

$$\begin{cases} \frac{\delta \ln L(x_1, \dots, x_n, \theta)}{\delta \theta_1} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\theta}_1)}{\hat{\theta}_2^2} \\ \frac{\delta \ln L(x_1, \dots, x_n, \theta)}{\delta \theta_2} = -\frac{n}{\hat{\theta}_2} + \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\theta}_1)^2}{\hat{\theta}_2^3} \end{cases}$$

Посчитаем θ_1, θ_2 :

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{\theta}_1) = 0 \Rightarrow \hat{\theta}_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \bar{X} \\ -n\hat{\theta}_2^2 + \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = 0 \Rightarrow \hat{\theta}_2^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \end{cases}$$

Лекция 31 января.

Робастные оценки

От слова robust.

Определение

Пусть оценка $\hat{\theta}_n$ построена по выборке X_1, \dots, X_n . Затем добавлено наблюдение x и построена оценка $\hat{\theta}_{n+1}$, тогда кривой чувствительности, изучающей влияние наблюдения x на оценку $\hat{\theta}$ называется функция:

$$SC_n(x) = \frac{\hat{\theta}_{n+1} - \hat{\theta}_n}{\frac{1}{n+1}} = (n+1) (\hat{\theta}_{n+1} - \hat{\theta}_n)$$

Определение

Оценка $\hat{\theta}$ называется B -робастной, если $SC_n(x)$ ограничена.

Пример

Пусть $\hat{\theta} = \bar{X}$

$$SC_n(x) = (n+1) \left(\frac{1}{n+1} \left(\sum_{i=1}^n (x_i) + x \right) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \right) = \sum_{i=1}^n x_i + x - \left(\sum_{i=1}^n x_i + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \right) = x - \bar{X}$$

Это линейная функция от x , то есть кривая чувствительности неограничена.

Пусть $\hat{\theta} = \hat{\mu}$ (выборочная медиана)

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

Определение

Пороговой точкой (BP) ε_n^* оценки $\hat{\theta}$, построенной на выборке X_1, \dots, X_n называется:

$$\varepsilon_n^* = \frac{1}{n} \max \left\{ m : \max_{i_1, \dots, i_m} \sup_{y_1, \dots, y_m} |\hat{\theta}(z_1, \dots, z_m)| < \infty \right\}$$

Где выборка z_1, \dots, z_m получена заменой значений X_{i_1}, \dots, X_{i_m} на произвольные значения y_1, \dots, y_m

Доверительные интервалы

Определение

Пусть для $X_1, \dots, X_n \sim F(x, \theta)$, $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}^1$ построены статистики $T_1(x_1, \dots, x_n)$ и $T_2(x_1, \dots, x_n)$, такие что

$$\begin{cases} T_1(x) < T_2(x) \\ P(T_1(x) < \theta < T_2(x)) = 1 - \alpha, \quad 0 < \alpha < 1 \end{cases}$$

Тогда интервал $(T_1(x), T_2(x))$ называется доверительным интервалом уровня надёжности (доверия) $1 - \alpha$ параметра θ .

Определение

Случайная функция $G(x_1, \dots, x_n, \theta) = G(x, \theta)$ называется центральной (опорной) статистикой, если

1. $G(x, \theta)$ непрерывна и монотонна по θ
2. $F_G(x)$ не зависит от θ

Односторонние доверительные интервалы:

$$P(G(x, \theta) < Z_{1-\alpha}) = 1 - \alpha$$

$$P(Z_\alpha < G(x, \theta)) = 1 - \alpha$$

Квантили не зависят от θ , с их помощью можно выразить односторонние доверительные интервалы. Центральным доверительным интервалом будет:

$$P(Z_{\frac{\alpha}{2}} < G(x, \theta) < Z_{1-\frac{\alpha}{2}}) = 1 - \alpha$$

Определение

Пусть случайные величины $\xi_1, \dots, \xi_m \sim N(0, 1)$ и независимы.

Тогда случайная величина $\eta = \sum_{i=1}^m \xi_i^2 \sim \chi^2(m)$ (удовлетворяет распределению хи-квадрат (χ^2) с m степенями свободы).

Определение

Пусть $\xi_0, \xi_1, \dots, \xi_m \sim N(0, 1)$ и независимы.

Тогда случайная величина $\zeta = \frac{\xi_0}{\sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \xi_i^2}} \sim t(m)$ (распределение Стьюдента с m степенями свободы)

Определение

Пусть случайная величина $\xi_1 \sim \chi^2(m)$, $\xi_2 \sim \chi^2(n)$ и ξ_1 и ξ_2 — независимы. Тогда случайная величина $F = \frac{\frac{1}{m}\xi_1}{\frac{1}{n}\xi_2} \sim F(m, n)$ (распределение Фишера со степенями свободы n, m)

Теорема Фишера

Пусть X_1, \dots, X_n порождены случайной величиной $X \sim N(m, \sigma^2)$, тогда:

1. $\frac{nS^2}{\sigma^2} = \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^2 \sim \chi^2(n-1)$ (так как мы знаем \bar{X} , и все наблюдения, а по $n-1$ наблюдению и \bar{X} можно восстановить последнее наблюдение)
2. \bar{X} и S^2 — независимые случайные величины.

Пример 1

$X_1, \dots, X_n \sim N(\theta, \sigma^2)$, σ^2 — известно. Построить доверительный интервал для θ

$$\hat{\theta} = \bar{X} \sim N(\theta, \frac{\sigma^2}{n})$$

$$\frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta)}{\sigma} \sim N(0, 1)$$

$$P\left(Z_{\frac{\alpha}{2}} < \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta)}{\sigma} < Z_{1-\frac{\alpha}{2}}\right) = 1 - \alpha$$

Поскольку по середине стоит стандартное гауссовское распределение: $Z_{\frac{\alpha}{2}} = -Z_{1-\frac{\alpha}{2}}$

$$P\left(-\frac{Z_{1-\frac{\alpha}{2}}\sigma}{\sqrt{n}} - \bar{X} < -\theta < \frac{Z_{1-\frac{\alpha}{2}}\sigma}{\sqrt{n}} - \bar{X}\right) = 1 - \alpha$$

$$P\left(\bar{X} - \frac{Z_{1-\frac{\alpha}{2}}\sigma}{\sqrt{n}} < \theta < \bar{X} + \frac{Z_{1-\frac{\alpha}{2}}\sigma}{\sqrt{n}}\right) = 1 - \alpha$$

Итак, доверительный интервал: $\left(\bar{X} - \frac{Z_{1-\frac{\alpha}{2}}\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{X} + \frac{Z_{1-\frac{\alpha}{2}}\sigma}{\sqrt{n}}\right)$

Пример 2

$X_1, \dots, X_n \sim N(m, \theta_2^2)$. Построить доверительный интервал для θ_2^2

$$\sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i - m}{\theta_2} \right)^2 \sim \chi^2(n)$$

$$P\left(\chi_{n, \frac{\alpha}{2}}^2 < \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - m)^2}{\theta_2^2} < \chi_{n, 1-\frac{\alpha}{2}}^2\right) = 1 - \alpha$$

$$P\left(\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - m)^2}{\chi_{n, 1-\frac{\alpha}{2}}^2} < \theta_2^2 < \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - m)^2}{\chi_{n, \frac{\alpha}{2}}^2}\right) = 1 - \alpha$$

Здесь $\chi_{n, \alpha}^2$ — квантиль уровня α распределения $\chi^2(n)$

Пример 3

Если нам неизвестны оба параметра $N(\theta_1, \theta_2^2)$. Заменяем m на \bar{X} : Доверительный интервал для θ_2 :

$$P\left(\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}{\chi_{n-1, 1-\frac{\alpha}{2}}^2} < \theta_2^2 < \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}{\chi_{n, \frac{\alpha}{2}}^2}\right) = 1 - \alpha$$

Доверительный интервал для θ_1 :

$$\frac{\sqrt{n} \left(\frac{\bar{X} - \theta}{\sigma} \right)}{\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum \left(\frac{x_i - \bar{X}}{\sigma} \right)^2}} = \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta_1)}{\tilde{S}} \sim t(n-1)$$

Обозначим $t_{n, \alpha}$ квантиль уровня α распределения $t(n)$, заметим, что $t_{n, 1-\alpha} = t_{n, 1-\frac{\alpha}{2}}$

$$P(t_{n, 1-\frac{\alpha}{2}} < \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \theta_1)}{\tilde{S}} < t_{n, \frac{\alpha}{2}}) = 1 - \alpha$$

$$P\left(\bar{X} - \frac{\tilde{S} \cdot t_{n, 1-\frac{\alpha}{2}}}{\sqrt{n}} < \theta_1 < \bar{X} + \frac{\tilde{S} \cdot t_{n, 1-\frac{\alpha}{2}}}{\sqrt{n}}\right) = 1 - \alpha$$

Лекция 7 февраля

Задача

$X_1, \dots, X_{n_1} \sim N(m_1, \sigma_1^2)$ и $Y_1, \dots, Y_{n_2} \sim N(m_2, \sigma_2^2)$. σ известны, m — неизвестны.
 X_1, \dots, X_n и Y_1, \dots, Y_n независимы. Доверительный интервал для $\theta = m_1 - m_2$

$$T(x, y) = \frac{\bar{X} - \bar{Y} - \theta}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}}$$

Задача

Пусть $X_1, \dots, X_{n_1} \sim N(m_1, \sigma^2)$, $Y_1, \dots, Y_{n_2} \sim N(m_2, \sigma^2)$. σ неизвестна. Выборки независимы.

Утверждение

$$\frac{\sum_{i=1}^{n_1} (x_i - \bar{X})^2}{\sum_{i=1}^{n_2} (y_i - \bar{Y})^2} \sim F(n_1 - 1, n_2 - 1)$$
$$\frac{\bar{X} - \bar{Y} - (m_1 - m_2)}{\sqrt{\hat{\mathcal{D}}(\bar{X} - \bar{Y})}}$$

Посчитаем дисперсию в знаменателе:

$$\mathcal{D}(\bar{X} - \bar{Y}) = \mathcal{D}\bar{X} + \mathcal{D}\bar{Y} = \frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2} = \sigma^2 \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right)$$
$$S^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n_1} (x_i - \bar{X})^2 + \sum_{i=1}^{n_2} (y_i - \bar{Y})^2}{n_1 + n_2 - 2}$$

Тогда

$$\frac{\bar{X} - \bar{Y} - (m_1 - m_2)}{\sqrt{\hat{\mathcal{D}}(\bar{X} - \bar{Y})}} = \frac{\bar{X} - \bar{Y} - (m_1 - m_2)}{S \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} \sim t(n_1 + n_2 - 2)$$

Теперь можно построить доверительный интервал:

$$P \left(-t_{1-\alpha/2, n_1+n_2-2} < \frac{\bar{X} - \bar{Y} - \theta}{S\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} < t_{1-\alpha/2, n_1+n_2-2} \right) = 1 - \alpha$$

$$P \left(-t_{1-\alpha/2, n_1+n_2-2} \cdot S\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} - (\bar{X} - \bar{Y}) < -\theta < t_{1-\alpha/2, n_1+n_2-2} \cdot S\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} - (\bar{X} - \bar{Y}) \right) = 1 - \alpha$$

$$P \left((\bar{X} - \bar{Y}) - t_{1-\alpha/2, n_1+n_2-2} \cdot S\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} < \theta < t_{1-\alpha/2, n_1+n_2-2} \cdot S\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} + (\bar{X} - \bar{Y}) \right) = 1 - \alpha$$

Асимптотические доверительные интервалы

Пусть $X_1, \dots, X_n \sim F(x, \theta)$, $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}^1$

$\hat{\theta}$ — состоятельная оценка θ .

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} U, U \sim N(0, \sigma^2(\theta))$$

И $\sigma^2(\theta)$ непрерывна по θ .

$$P \left(Z_{\alpha/2} < \frac{\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta)}{\sigma(\hat{\theta}_n)} < Z_{1-\alpha/2} \right) \rightarrow 1 - \alpha$$

$$P \left(\hat{\theta}_n - \frac{\sigma(\hat{\theta}_n)Z_{1-\alpha/2}}{\sqrt{n}} < \theta < \frac{\sigma(\hat{\theta}_n)Z_{1-\alpha/2}}{\sqrt{n}} + \hat{\theta}_n \right)$$

Если \exists R-эффективная оценка $\hat{\theta}_n$, то выбирая её $\mathcal{D}\hat{\theta}_n = \frac{1}{I_n(\theta)}$, тогда $\frac{\sigma(\hat{\theta}_n)}{\sqrt{n}} = \sqrt{\mathcal{D}\hat{\theta}_n} = \frac{1}{\sqrt{nI_1(\hat{\theta}_n)}}$

$$P \left(\hat{\theta}_n - \frac{Z_{1-\alpha/2}}{\sqrt{nI_1(\hat{\theta}_n)}} < \theta < \hat{\theta}_n + \frac{Z_{1-\alpha/2}}{\sqrt{nI_1(\hat{\theta}_n)}} \right) \rightarrow 1 - \alpha$$

Пример

$X_1, \dots, X_n \sim Bi(1, \theta)$

АДИ для θ :

$$\hat{\theta} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \text{ — несмещённая, состоятельная, R-эффективная}$$

$\mathcal{D}x_i = \theta(1 - \theta)$.

$$\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} U, U \sim N(0, \theta(1 - \theta))$$

$$P \left(\hat{\theta} - Z_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{\theta}(1 - \hat{\theta})}{n}} < \theta < \hat{\theta} + Z_{1-\alpha/2} \frac{\sqrt{\hat{\theta}(1 - \hat{\theta})}}{\sqrt{n}} \right) \rightarrow 1 - \alpha$$

Определение

Основная (или нулевая) гипотеза H_0 , с ней конкурируют H_1, H_2, \dots, H_A (альтернативные гипотезы).

Определение

Сложной гипотезой называют гипотезу, которая не определяет параметры распределения или само распределение однозначно.

Например

$$H_1 : \xi \sim N(m, \sigma^2)$$

$$H_2 : \xi \sim N(5, \sigma^2)$$

Простая гипотеза определяет распределение однозначно, например:

$$H_3 : \xi \sim N(5, 36)$$

Односторонние гипотезы выглядят так:

$$H_4 : \xi m < 5$$

$$H_5 : \xi m > 5$$

Двусторонние:

$$H_6 : n \neq 5$$

$$H_7 : m \in [1, 3]$$

А гипотеза $H_8 : \{ \text{“Сегодня хорошая погода”} \}$ не является статистической, ведь не относится к распределению и параметрам.

Определение

Статистическим критерием называют правило, руководствуясь которым, на основании реализации x_1, \dots, x_n выборки X_1, \dots, X_n принимается решение о справедливости/несправедливости гипотезы H_0 .

Делим множество реализаций выборки S на два множества S_0, S_1 , такие что

$$S_0 \cdot S_1 = \emptyset$$

$$S_0 + S_1 = S$$

Назовём S_0 доверительной областью, а S_1 — критической областью. Если реализация попала в S_0 , то мы принимаем H_0 , иначе принимает альтернативную гипотезу.

Тогда ошибкой первого рода (уровнем значимости критерия) называется

$$P(X \in S_1 \mid \text{верна } H_0) = \alpha$$

Ошибкой второго рода называется

$$P(X \in S_0 \wedge \text{верна } H_1) = 1 - \beta$$

Определение

Пусть критерий предназначен для проверки $H_0 : \theta = \theta_0$ против альтернативы $H_1 : \theta \neq \theta_0$, тогда функцией мощности критерия называется

$$\beta(\theta) = P(X \in S_1, \theta)$$

Критерий называется состоятельным, если при отдалении от θ_0 его функция мощности стремится к 1.

Лекция 13 февраля

Проверка статистических гипотез

Если β — функция мощности критерия проверки гипотезы $H_0 : \theta = \theta_0$, тогда $\beta(\theta) = P(X \in S_1, \theta)$ и $\beta(\theta_0) = \alpha$, где α — вероятность ошибки первого рода.

Задача

$H_0 : \theta = \theta_0$ и $H_1 : \theta \in \Theta_1, \theta_0 \notin \Theta_1$. Пусть зафиксировано $\alpha > 0$, тогда критерий называется несмещённым, если:

$$\beta(\theta) \leq \alpha, \text{ если } \theta = \theta_0$$

$$\beta(\theta) > \alpha, \text{ если } \theta \in \Theta_1$$

Определение

Критерий, предназначенный для проверки $H_0 : \theta = \theta_0$ против $H_1 : \theta \in \Theta_1$ называется состоятельным, если

$$\forall \theta \in \Theta_1 \quad \beta(\theta) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 1, \text{ где } n — \text{ количество испытаний}$$

Определение

Критерий β_0 называется равномерно наиболее мощным, если среди всех критериев β :

$$\forall \theta \in \Theta \quad \beta_0(\theta) \geq \beta(\theta)$$

Локально наиболее мощным, если

$$\forall \theta \in \Theta_1 \subseteq \Theta \quad \beta_0(\theta) \geq \beta(\theta)$$

Алгоритм проверки параметрических гипотез

1. Сформулировать проверяемую гипотезу H_0 и альтернативную к ней H_1 .
2. Выбрать уровень значимости α
3. Выбрать статистику T для проверки гипотезы H_0
4. Найти распределение $F(z | H_0)$ статистики T , при условии $\{“H_0 \text{ верна}”\}$
5. Построить, в зависимости от формулировки гипотезы H_1 и уровня значимости α , критическую область \bar{G}
6. Получить реализацию выборки наблюдений x_1, \dots, x_n и вычислить реализацию $t = \varphi(x_1, \dots, x_n)$ статистики T критерия
7. Принять статистическое решение на уровне доверия $1 - \alpha$: если $t \in \bar{G}$, то отклонить гипотезу H_0 как не согласующуюся с результатами наблюдений, а если $t \in G$, то принять гипотезу H_0 как не противоречащую результатам наблюдений.

Задача

Дамы оценивают чай. Могут ли из двух чашек выбрать чашку с хорошим чаем?

Проводятся наблюдения $X_1, \dots, X_n \sim Bi(1, p)$

1. $H_0 : p = p_0 = 0.5$, $H_1 : p > 0.5$. То есть H_0 — дамы не могут выбрать (просто пытаются угадать).
2. $\alpha = 0.05$. Так как специально указано не было, берём стандартное значение.
3. $T(x) = \sum_{i=1}^n x_i$
4. $T(x | H_0) \sim Bi(n, \frac{1}{2})$. Если n велико:

$$\frac{T(x) - np_0}{\sqrt{np_0(1-p_0)}} = \tilde{T}(x) \sim N(0, 1)$$

5. Доверительная область: $[0, Z_{0,95}] = [0, 1.65]$. Критическая область: $(1.65, +\infty)$
6. Пусть у нас есть данные $n = 30$, $\sum_{i=1}^{30} x_i = 20 = T(x)$

$$\tilde{T}(x) = \frac{20 - 30 \cdot \frac{1}{2}}{\sqrt{30 \cdot 0.5 \cdot 0.5}} \approx 1.82574$$

7. Попали в критическую область, значит принимаем H_1 на уровне доверия $1 - \alpha = 0.95$

Задача

А если у нас есть две серии различных испытаний Бернулли?

Пусть $\xi_1 \sim Bi(n_1, p_1)$ и $\xi_2 \sim Bi(n_2, p_2)$. Хотим проверить $H_0 : p_1 = p_2$ против альтернатив $H_1 : p_1 < p_2$, $H_2 : p_1 > p_2$, $H_3 : p_1 \neq p_2$.

Введём обозначение $\hat{p}_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n_1} x_{i1}}{n_1}$, $\hat{p}_2 = \frac{\sum_{i=1}^{n_2} x_{i2}}{n_2}$, тогда:

$$\frac{\hat{p}_1 - \hat{p}_2}{\sqrt{\mathcal{D}(\hat{p}_1 - \hat{p}_2)}} \sim N(0, 1)$$

$$\text{Посчитаем } \mathcal{D}(\hat{p}_1 - \hat{p}_2) = \mathcal{D}(\hat{p}_1) + \mathcal{D}(\hat{p}_2) - \underbrace{2\text{cov}(\hat{p}_1, \hat{p}_2)}_{=0} = \frac{p_1 q_1}{n_1} + \frac{p_2 q_2}{n_2} = pq \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right).$$

Оценим p :

$$\hat{p} = \frac{\sum_{i=1}^{n_1} x_{i1} + \sum_{i=1}^{n_2} x_{i2}}{n_1 + n_2}$$

Тогда $\tilde{T}(x) = \frac{\hat{p}_1 - \hat{p}_2}{\sqrt{\hat{p}(1-\hat{p})\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right)}}$. По этой статистике уже можем принимать решения.

Лекция 21 февраля

Лемма Неймана-Пирсона

Пусть $X_1, \dots, X_n \sim f(x, \theta)$, параметр θ неизвестен. Проверяется простая гипотеза $H_0 : \theta = \theta_0$ против простой альтернативной гипотезы $H_1 : \theta = \theta_1$ (БОО $\theta_1 > \theta_0$).

Существует наиболее мощный критерий для проверки H_0 против H_1 с критической областью $S_{1\alpha}^* = \{(x_1, \dots, x_n) \mid T(x_1, \dots, x_n) \geq c_\alpha\}$, где $T(x_1, \dots, x_n) = \frac{L(x_1, \dots, x_n, \theta_1)}{L(x_1, \dots, x_n, \theta_0)} = \frac{\prod_{i=1}^n f(x_i, \theta_1)}{\prod_{i=1}^n f(x_i, \theta_0)}$, а c_α такое что $P_{\theta_0}(T(x) \geq c_\alpha) = \alpha$

Доказательство

Пусть есть критерий с критической областью $S_{1\alpha}$ лучше (более мощный) предложенного нашей леммой. Тогда (под x далее понимается вектор (x_1, \dots, x_n)):

$$\beta(\theta_1, S_{1\alpha}) = \int \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta_1) dx_1 \dots dx_n = \int_{S_{1\alpha}} L(x, \theta_1) dx = \int_{S_{1\alpha} S_{1\alpha}^*} L(x, \theta_1) dx + \int_{S_{1\alpha} \bar{S}_{1\alpha}^*} L(x, \theta_1) dx =$$

По определению функции $T(x)$:

$$T(x) = \frac{L(x, \theta_1)}{L(x, \theta_0)} \Rightarrow T(x)L(x, \theta_0) = L(x, \theta_1)$$

Подставим это в сумму:

$$= \int_{S_{1\alpha} S_{1\alpha}^*} T(x)L(x, \theta_0) dx + \int_{S_{1\alpha} \bar{S}_{1\alpha}^*} T(x)L(x, \theta_0) dx$$

По определению $\beta(\theta, S_1) = P(X \in S_1, \theta)$ то есть правдоподобие попадания случайной величины в критическую область при заданном параметре.

$$\begin{aligned} \beta(\theta_1, S_{1\alpha}^*) &= \int_{S_{1\alpha}^*} L(x, \theta_1) dx = \int_{S_{1\alpha} S_{1\alpha}^*} L(x, \theta_1) dx + \int_{\bar{S}_{1\alpha} S_{1\alpha}^*} L(x, \theta_1) dx = \\ &= \int_{S_{1\alpha} S_{1\alpha}^*} T(x)L(x, \theta_0) dx + \int_{\bar{S}_{1\alpha} S_{1\alpha}^*} T(x)L(x, \theta_0) dx \end{aligned}$$

Чуток пошаманим с выведенными формулами:

$$\begin{aligned}\beta(\theta_1, S_{1\alpha}) - \beta(\theta_1, S_{1\alpha}^*) &= \left(\int_{S_{1\alpha} S_{1\alpha}^*} T(x) L(x, \theta_0) dx + \int_{S_{1\alpha} \bar{S}_{1\alpha}^*} T(x) L(x, \theta_0) dx \right) - \\ &\quad - \left(\int_{S_{1\alpha} S_{1\alpha}^*} T(x) L(x, \theta_0) dx + \int_{\bar{S}_{1\alpha} S_{1\alpha}^*} T(x) L(x, \theta_0) dx \right) \Rightarrow \\ \Rightarrow \beta(\theta_1, S_{1\alpha}) - \beta(\theta_1, S_{1\alpha}^*) &= \int_{S_{1\alpha} \bar{S}_{1\alpha}^*} \underbrace{T(x)}_{< c_\alpha} L(x, \theta_0) dx - \int_{S_{1\alpha}^* \bar{S}_{1\alpha}} \underbrace{T(x)}_{\geq c_\alpha} L(x, \theta_0) dx\end{aligned}$$

Теперь можно составить равенство:

$$\beta(\theta_1, S_{1\alpha}) = \beta(\theta_1, S_{1\alpha}^*) + \int_{S_{1\alpha} \bar{S}_{1\alpha}^*} \underbrace{T(x)}_{< c_\alpha} L(x, \theta_0) dx - \int_{S_{1\alpha}^* \bar{S}_{1\alpha}} \underbrace{T(x)}_{\geq c_\alpha} L(x, \theta_0) dx$$

Правый интеграл содержит область $S_{1\alpha}^*$, по заданию это множество таких точек, в которых $T(x) \geq c_\alpha$. Левый интеграл, наоборот, содержит $\bar{S}_{1\alpha}^*$, то есть все точки, в которых $T(x) < c_\alpha$.

Значит будет справедливо неравенство:

$$\beta(\theta_1, S_{1\alpha}) < \beta(\theta_1, S_{1\alpha}^*) + c_\alpha \left(\int_{S_{1\alpha} \bar{S}_{1\alpha}^*} L(x, \theta_0) dx - \int_{S_{1\alpha}^* \bar{S}_{1\alpha}} L(x, \theta_0) dx \right)$$

Вероятность попадания в критическую область должна быть равна α , тогда верно:

$$\alpha = \int_{S_{1\alpha}} L(x, \theta_0) dx = \int_{S_{1\alpha}^*} L(x, \theta_0) dx$$

При этом

$$\begin{aligned}\int_{S_{1\alpha}} L(x, \theta_0) dx &= \int_{S_{1\alpha} S_{1\alpha}^*} L(x, \theta_0) dx + \int_{S_{1\alpha} \bar{S}_{1\alpha}^*} L(x, \theta_0) dx \\ \int_{S_{1\alpha}^*} L(x, \theta_0) dx &= \int_{S_{1\alpha}^* S_{1\alpha}} L(x, \theta_0) dx + \int_{S_{1\alpha}^* \bar{S}_{1\alpha}} L(x, \theta_0) dx \\ \int_{S_{1\alpha}} L(x, \theta_0) dx - \int_{S_{1\alpha}^*} L(x, \theta_0) dx &= \int_{S_{1\alpha} \bar{S}_{1\alpha}^*} L(x, \theta_0) dx - \int_{S_{1\alpha}^* \bar{S}_{1\alpha}} L(x, \theta_0) dx = \alpha - \alpha = 0\end{aligned}$$

Тогда в ранее записанном неравенстве:

$$\begin{aligned}c_\alpha \left(\int_{S_{1\alpha} \bar{S}_{1\alpha}^*} L(x, \theta_0) dx - \int_{S_{1\alpha}^* \bar{S}_{1\alpha}} L(x, \theta_0) dx \right) &= 0 \Rightarrow \\ \Rightarrow \beta(\theta_1, S_{1\alpha}) &< \beta(\theta_1, S_{1\alpha}^*) + 0 \Rightarrow \beta(\theta_1, S_{1\alpha}) < \beta(\theta_1, S_{1\alpha}^*)\end{aligned}$$

То есть всякая критическая область, отличная от $S_{1\alpha}^*$, будет менее мощной.

Задача

$X_1, \dots, X_n \sim N(m, \sigma^2)$, дисперсия известна. Построить наиболее мощный критерий для проверки $H_0 : m = m_0$ против $H_1 : m = m_1 > m_0$

Решение (моё)

По лемме Неймана-Пирсона критическая область необходимого нам критерия должна выглядеть так:

$$S_{1-\alpha}^* = \{(x_1, \dots, x_n) \mid T(x) \geq c_\alpha\}, \quad T(x) = \frac{L(x, m_1)}{L(x, m_0)} \geq c_\alpha, \quad P_{m_0}(T(x) \geq c_\alpha) = \alpha$$

$$L(x, m_1) = \prod_{i=1}^n f(x_i, m_1) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right)^n e^{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - m_1)^2}{2\sigma^2}}$$

$$L(x, m_0) = \prod_{i=1}^n f(x_i, m_0) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\right)^n e^{-\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - m_0)^2}{2\sigma^2}}$$

$$\frac{L(x, m_1)}{L(x, m_0)} = e^{\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - m_0)^2 - (x_i - m_1)^2}{2\sigma^2}} = e^{\sum_{i=1}^n \frac{(m_0 - m_1)(2x_i - m_1 - m_0)}{2\sigma^2}}$$

Хотим найти такое c_α , что $P(T(x) \geq c_\alpha) = \alpha$, то есть хотим найти:

$$F_{T(x)}(c_\alpha) = \alpha \Rightarrow \int_{-\infty}^{c_\alpha} e^{\sum_{i=1}^n \frac{(m_0 - m_1)(2x_i - m_1 - m_0)}{2\sigma^2}} dx = \alpha$$

Ответ с лекции

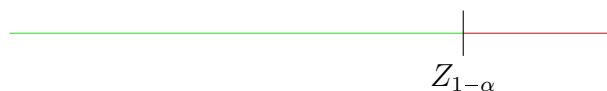
$$S_{1-\alpha}^* \{(x_1, \dots, x_n) \mid \bar{X} \geq m_0 + \frac{Z_{1-\alpha}\sqrt{n}}{\sigma}\} = \{(x_1, \dots, x_n) \mid \frac{(\bar{X} - m_0)\sqrt{n}}{\sigma} \geq Z_{1-\alpha}\}$$

Задача

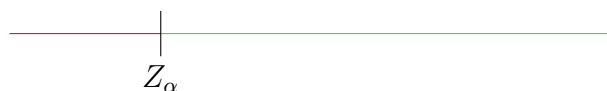
Для проверки гипотезы $H_0 : m = m_0$

$$T(x) = \frac{(\bar{X} - m_0)\sqrt{n}}{\sigma} \Rightarrow T(x)|_{H_0: m=m_0} \sim N(0, 1)$$

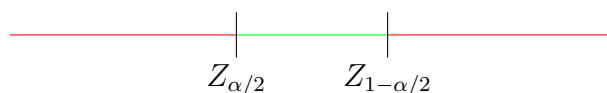
Против гипотезы $H_1 : m > m_0$



Против гипотезы $H_2 : m < m_0$



Против гипотезы $H_3 : m \neq m_0$



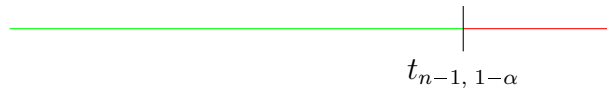
Пояснение: на рисунках зелёным обозначена доверительная область, красным обозначена критическая область.

Задача

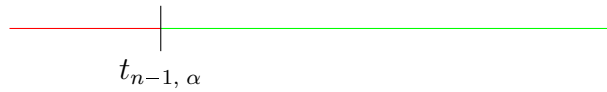
Снова гауссовская выборка, но дисперсия неизвестна. Хотим проверить гипотезу $H_0 : m = m_0$. Тогда нужно поменять статистику на:

$$T(x) = \frac{(\bar{X} - m_0)\sqrt{n}}{\tilde{S}} = \frac{(\bar{X} - m_0)\sqrt{n-1}}{S}$$
$$T(x)|_{H_0} \sim t(n-1)$$

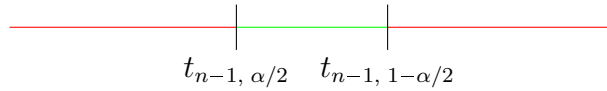
Против гипотезы $H_1 : m > m_0$



Против гипотезы $H_2 : m < m_0$



Против гипотезы $H_3 : m \neq m_0$



Та же самая идея, только разделение идёт по квантилям распределения Стьюдента.

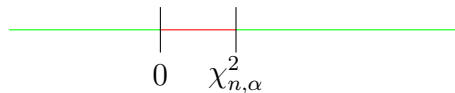
Задача

Теперь строим критерий для оценки дисперсии при известном математическом ожидании. Проверяем гипотезу $H_0 : \sigma = \sigma_0$:

$$T(x) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - m)^2}{\sigma_0^2}$$

$$T(x)|_{H_0: \sigma = \sigma_0} \sim \chi^2(n)$$

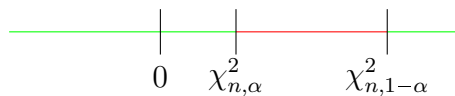
Против гипотезы $H_1 : \sigma < \sigma_0$



Против гипотезы $H_2 : \sigma > \sigma_0$



Против гипотезы $H_3 : \sigma \neq \sigma_0$



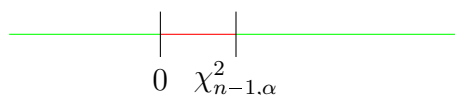
Задача

Если математическое ожидание неизвестно:

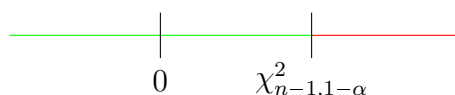
$$T(x) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}{\sigma_0^2}$$

$$T(x)|_{H_0: \sigma = \sigma_0} \sim \chi^2(n-1)$$

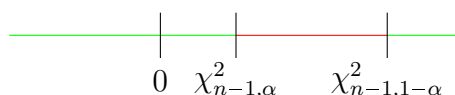
Против гипотезы $H_1 : \sigma < \sigma_0$



Против гипотезы $H_2 : \sigma > \sigma_0$



Против гипотезы $H_3 : \sigma \neq \sigma_0$



Проверка гипотез о распределении случайных величин

Критерий Колмогорова (КАКОЙ ЖЕ ОН КРУТОЙ)

$X_1, \dots, X_n \sim F_\xi(x, \theta_0) = F_0(x)$, θ_0 известна. Проверяем гипотезу $H_0 : \xi \sim F_0(x)$

Колмогоров предложил считать $D_n = \max_{1 \leq i \leq n} |\hat{F}_n(x_i) - F_0(x_i)|$.

Если $n \rightarrow \infty$ (начиная с 20 уже хорошая аппроксимация) и при условии верности H_0 получаем

$$\sqrt{n}D_n \sim K(t)$$

Функция распределения Колмогорова

$$K(t) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} (-1)^j \exp\{-j^2 t^2\}$$

Критерий хи-квадрат

$X_1, \dots, X_n \sim F_\xi(x, \theta_0) = F_0(x)$, θ_0 знаем. Проверяем гипотезу $H_0 : \xi \sim F_0(x)$.

Делим \mathbb{R}^1 на $l+2$ интервала, где $S_0 = -\infty$, $S_{l+1} = +\infty$ тогда $\hat{p}_k = \frac{n_k}{n}$, $p_k^{(0)} = F_0(S_k) - F_0(S_{k-1})$, где $k = \overline{1, l+1}$.

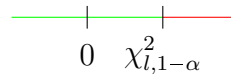
Здесь возникает $\hat{\chi}^2 = \sum_{k=1}^{l+1} \frac{n}{p_k^{(0)}} \left(\hat{p}_k - p_k^{(0)} \right)^2$

Утверждение

Если $0 < p_k^{(0)} < 1$ для $\forall k = \overline{1, l+1}$, $n \rightarrow \infty$ и справедлива H_0 , то

$$\hat{\chi}^2 \sim \chi^2(l)$$

Тогда график будет выглядеть так



Задача

Проверяем теории из биологии

	$p_k^{(0)}$	n_k	$\hat{p}_k = \frac{n_k}{n}$
AB	$\frac{9}{16}$	315	0.556
Ab	$\frac{3}{16}$	108	0.194
aB	$\frac{3}{16}$	101	0.182
ab	$\frac{1}{16}$	32	0.058

Теперь проверим $H_0 : \vec{p}^{(0)} = \left(\frac{9}{16}, \frac{3}{16}, \frac{3}{16}, \frac{1}{16} \right)$

Применяя критерий хи-квадрат:

$$\hat{\chi}^2 = 0.49, \text{ посчитали за кадром}$$

$$\hat{\chi}^2|_{H_0} \sim \chi^2(3)$$

Тогда при параметрах $\alpha = 0.05$, $\chi_{3, 0.95}^2 = 7.81 \Rightarrow$ наш результат лежит в доверительной области.

Лекция 28 февраля

Критерий хи-квадрат Пирсона

Имеется выборка $X_1, \dots, X_n \sim F_\xi(x, \theta)$, $\theta \in \Theta \subset \mathbb{R}^n$.

Проверяем гипотезу $H_0 : \xi \sim F_\xi^0(x, \theta)$ (здесь использован верхний индекс для указания на какое-то конкретное распределение).

1. Оценим вектор параметров $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_m)$ по методу максимального правдоподобия.
2. Разбиваем \mathbb{R}^1 на $(l + 1)$ непересекающийся интервал.



3. Введём следующие обозначения:

$$\forall k \in [1, l-1] \cap \mathbb{Z} \quad \hat{p}_k = \frac{n_k}{n}$$

$$\forall k \in [0, l] \cap \mathbb{Z} \quad p_k^{(0)}(\hat{\theta}) = P_{H_0}(\xi \in \Delta_k), \text{ (вероятность } \xi \text{ попасть в } k\text{-ый интервал при условии } H_0)$$

$$p_k^{(0)}(\hat{\theta}) = F(s_{k+1}, \hat{\theta}) - F(s_k, \hat{\theta})$$

Тогда справедливо

$$\hat{\chi}^2 = \sum_{k=0}^l \frac{n}{p_k^{(0)}(\hat{\theta})} \left(\hat{p}_k - p_k^{(0)}(\hat{\theta}) \right)^2 = np_0^{(0)}(\hat{\theta}) + \sum_{k=1}^{l-1} \frac{n}{p_k^{(0)}(\hat{\theta})} \left(\hat{p}_k - p_k^{(0)}(\hat{\theta}) \right)^2 + np_l^{(0)}(\hat{\theta})$$

Утверждение

При $n \rightarrow \infty, p_k^{(0)} > 0, \sum_{k=0}^l p_k^{(0)} = 1$ и соблюдении некоторых условий регулярности (про дифференцируемость и существование вторых производных) выполняется

$$\hat{\chi}^2|_{H_0} \sim \chi^2(l+1-1-m)$$

Здесь $l+1$ — количество интервалов, а m — количество оцененных параметров. Доверительным интервалом будет $(0, \chi_{1-\alpha, l-m}^2)$

Определение

Выборки $X_1, \dots, X_m \sim F_x(t)$ и $Y_1, \dots, Y_m \sim F_y(t)$ называются однородными, если

$$\forall t \in \mathbb{R}^1 \quad F_x(t) \sim F_y(t)$$

Для доказательства однородности выборок следует проверять гипотезу $H_0 : \forall t \in \mathbb{R}^1 \quad F_x(t) = F_y(t)$

Пример

Имеется две выборки $X_1, \dots, X_m \sim F(t)$ и $Y_1, \dots, Y_n \sim F(t - \theta)$. Пусть $|EX| < \infty$, тогда

$$\begin{aligned} EY_1 &= \int_{-\infty}^{+\infty} t f_y(t) dt = \int_{-\infty}^{+\infty} t f_x(t - \theta) dt = \left\langle \begin{matrix} t - \theta = z \\ t = z + \theta \end{matrix} \right\rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} (z + \theta) f_x(z) dz = \\ &= \underbrace{\int_{-\infty}^{+\infty} z f_x(z) dz}_{EX} + \underbrace{\theta \int_{-\infty}^{+\infty} f_x(z) dz}_1 = EX + \theta \end{aligned}$$

Тогда для проверки однородности могут быть использованы гипотезы:

$$H_0 : \theta = m_y - m_x = 0, \text{ против } \begin{cases} H_1 : \theta < 0 (m_y < m_x) \\ H_2 : \theta > 0 (m_y > m_x) \\ H_3 : \theta \neq 0 (m_y \neq m_x) \end{cases}$$

Критерий Стьюдента

Есть две выборки $X_1, \dots, X_m \sim N(m_x, \sigma^2)$ и $Y_1, \dots, Y_n \sim N(m_y, \sigma^2)$. Выборки независимы и имеют одинаковые (но неизвестные нам) дисперсии.

Тогда для проверки гипотезы $H_0 : m_y - m_x = 0$ подойдёт статистика:

$$T(x, y) = \frac{\bar{Y} - \bar{X}}{S \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{1}{m}}}$$

Здесь $S^2 = \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{X})^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y})^2}{m+n-2}$. При верности гипотезы H_0 получаем

$$T(x, y)|_{H_0} \sim t(n + m - 2)$$

Против гипотезы $H_1 : \theta < 0$



Против гипотезы $H_2 : \theta > 0$



Против гипотезы $H_3 : \theta \neq 0$



Ранговые критерии

Определение

Рангом элемента выборки называется его номер в вариационном ряду:

$$R(x_{(k)}) = k$$

Процедура определения рангов элементов выборки называется ранжированием.

Определение

Связкой размера n называют n совпадающих элементов выборки.

Если связке размера m предшествует k элементов, то все элементы связки получают один ранг, равный

$$\frac{1}{m} \sum_{i=k+1}^{m+k} i$$

Ранговый критерий Вилкоксона (1945)

Предполагается $X_1, \dots, X_m \sim F(t)$ и $Y_1, \dots, Y_n \sim F(t - \theta)$. Выборки независимы, $F(t)$ — непрерывное распределение. Проверяем гипотезу $H_0 : \theta = 0$.

Интуитивно понятно, что в случае $\theta \ll 0$ (математическое ожидание Y сильно меньше, чем у X) элементы в вариационном ряду располагаются так:

$$y_{(1)}, \dots, y_{(n)} x_{(1)}, \dots, x_{(m)}$$

И в случае $\theta \gg 0$:

$$x_{(1)}, \dots, x_{(m)} y_{(1)}, \dots, y_{(n)}$$

Для проверки критерия введём следующую статистику:

$$W_{m, n} = \sum_{i=1}^n R_i, \text{ где } R_i - \text{ранг } Y_i \text{ в объединённой выборке}$$

Тогда для случая $\theta \ll 0$

$$\min W_{m, n} = \sum_{i=1}^n R_i = (n+1) \frac{n}{2}$$

Для случая $\theta \gg 0$

$$\max W_{m, n} = \sum_{i=1}^n R_i = (n+2m+1) \frac{n}{2}$$

Если $\theta = 0$, то выборка должна быть перемешана, тогда для статистики справедливо.

$$EW_{m, n}|_{H_0} = (n+m+1) \frac{n}{2}, \quad DW_{m, n} = \frac{mn}{12}(m+n+1)$$

Лекция 7 марта

Разбираем пример на применение критерия Вилкоксона.

$X_1, \dots, X_m \sim F_x(t)$ и $Y_1, \dots, Y_n \sim F_y(t - \theta)$. Проверяем гипотезу $H_0 : \theta = 0$.

$$W_{m, n} = \sum_{i=1}^n R_i$$

Пусть $m = 4, n = 2$, тогда есть $C_6^2 = 15$ способов расставить y . Пусть $(R_1, R_2) = (r_1, r_2)$, тогда:

(r_1, r_2)	$W_{4, 2}$	$P_{H_0}((R_1, R_2) = (r_1, r_2))$
(1, 2)	3	$\frac{1}{15}$
(1, 3)	4	$\frac{1}{15}$
(1, 4)	5	$\frac{1}{15}$
(1, 5)	6	$\frac{1}{15}$
(1, 6)	7	$\frac{1}{15}$
(2, 3)	5	$\frac{1}{15}$
(2, 4)	6	$\frac{1}{15}$
(2, 5)	7	$\frac{1}{15}$
(2, 6)	8	$\frac{1}{15}$
(3, 4)	7	$\frac{1}{15}$
(3, 5)	8	$\frac{1}{15}$
(3, 6)	9	$\frac{1}{15}$
(4, 5)	9	$\frac{1}{15}$
(4, 6)	10	$\frac{1}{15}$
(5, 6)	11	$\frac{1}{15}$

Теперь можем составить таблицу

$W_{4, 2}$	3	4	5	6	7	8	9	10	11
P	$\frac{1}{15}$	$\frac{1}{15}$	$\frac{2}{15}$	$\frac{2}{15}$	$\frac{3}{15}$	$\frac{2}{15}$	$\frac{2}{15}$	$\frac{1}{15}$	$\frac{1}{15}$

Получается симметричное распределение, его функция распределения в некоторых точках:

$$F_W(3) = \frac{1}{15}, \quad F_W(4) = \frac{2}{15}$$

$$EW_{m, n} = (m+n+1) \frac{n}{2} \Rightarrow EW_{4, 2} = 7$$

Распределение дискретное, поэтому квантиль считается так

$$Z_\beta = \min\{x \mid F(x) \geq \beta\}$$

Если $\min(m, n) \rightarrow \infty$, то

$$W^* = \frac{W - EW_{m,n}}{\sqrt{\mathcal{D}W_{m,n}}} \Big|_{H_0} \rightarrow N(0, 1)$$

Поправка на наличие связок. Имеется l связок и t_k — размер k -ой связки ($k = \overline{1, l}$). Тогда

$$\tilde{\mathcal{D}}W_{m,n} = \mathcal{D}W_{m,n} - \frac{mn \sum_{i=1}^l t_k(t_k^2 - 1)}{12N(N-1)}, \text{ где } N = m + n$$

Далее идёт 10 минут обсуждения плюсов данного метода.

Проверка гипотезы об однородности против гипотезы о растяжении (сжатии)

$X_1, \dots, X_m \sim F(t - \mu)$ и $Y_1, \dots, Y_n \sim F\left(\frac{t-\mu}{\Delta}\right)$, $\Delta > 0$

Если $\int_{-\infty}^{+\infty} t f(t) dt = 0$ и $\exists \mathcal{D}X$, то

$$EX = \int_{-\infty}^{+\infty} t f(t - \mu) dt = \langle z = t - \mu \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} (z + \mu) t(z) dz = \mu$$

$$\mathcal{D}X = \int_{-\infty}^{+\infty} (t - \mu)^2 f(t - \mu) dt = \int_{-\infty}^{+\infty} z^2 f(z) dz$$

$$\mathcal{D}Y = \int_{-\infty}^{+\infty} (t - \mu)^2 \frac{1}{\Delta} f\left(\frac{t - \mu}{\Delta}\right) dt = \left\langle z = \frac{t - \mu}{\Delta} \right\rangle \int_{-\infty}^{+\infty} \Delta^2 z^2 f(z) dz = \Delta^2 \mathcal{D}X \Rightarrow \frac{\mathcal{D}Y}{\mathcal{D}X} = \Delta^2$$

Критерий Фишера

$X_1, \dots, X_m \sim N(m_1, \sigma_1^2)$, $Y_1, \dots, Y_n \sim N(m_2, \sigma_2^2)$

Случайные величины независимы, параметры неизвестны. Проверяем гипотезу $H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2$

$$T(x, y) = \frac{\frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (x_i - \bar{X})^2}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y})^2} \Big|_{H_0} \sim F(m-1, n-1), \text{ распределение Фишера}$$

$\xi \sim F(m, n) \Rightarrow \frac{1}{\xi} \sim F(n, m)$. Тогда для квантилей справедливо:

z_β — квантиль уровня β распределения $F(m, n)$, $\frac{1}{z_\beta}$ — квантиль уровня $(1 - \beta)$ распределения $F(n, m)$

$$\beta = P(\xi \leq z_\beta) = P\left(\frac{1}{\xi} \geq \frac{1}{z_\beta}\right) = 1 - P\left(\frac{1}{\xi} \leq \frac{1}{z_\beta}\right) = 1 - \underbrace{P\left(\frac{1}{\xi} \leq \frac{1}{z_\beta}\right)}_{=1-\beta}$$

$H_1 : \sigma_1^2 < \sigma_2^2$

$\tilde{S}_1^2 > \tilde{S}_2^2 \Rightarrow$ принимаем H_0

$\tilde{S}_1^2 < \tilde{S}_2^2$, $T(x, y) = \frac{\tilde{S}_1^2}{\tilde{S}_2^2} \sim F(n-1, m-1) \Rightarrow$ на правом хвосте критическая область.

$H_2 : \sigma_1^2 > \sigma_2^2$

$\tilde{S}_1^2 < \tilde{S}_2^2 \Rightarrow$ принимаем H_0

$\tilde{S}_1^2 > \tilde{S}_2^2$, $T(x, y) = \frac{\tilde{S}_1^2}{\tilde{S}_2^2} \sim F(m-1, n-1) \Rightarrow$ снова на правом хвосте критическая область (поменяли числитель и знаменатель).

$H_3 : \sigma_1 \neq \sigma_2$

$\tilde{S}_1^2 < \tilde{S}_2^2$, $T(x, y) = \frac{\tilde{S}_1^2}{\tilde{S}_2^2} \sim F(n-1, m-1) \Rightarrow$ критическая область на правом хвосте.

$\tilde{S}_1^2 > \tilde{S}_2^2$, $T(x, y) = \frac{\tilde{S}_1^2}{\tilde{S}_2^2} \sim F(m-1, n-1) \Rightarrow$ на правом хвосте критическая область.

Критерий Ансари-Брэдли

$$X_1, \dots, X_m \sim F(t - \mu) \\ Y_1, \dots, Y_n \sim F\left(\frac{t - \mu}{\Delta}\right), \Delta > 0$$

Предположения

Выборки независимы, $F(\mu) = 0.5$
Проверяем гипотезу $H_0 : \Delta = 1$

Замечание 1

Если $\mathcal{D}X < \infty$ и $\int_{-\infty}^{+\infty} tf(t) dt = 0$, то $\Delta^2 = \frac{\mathcal{D}Y}{\mathcal{D}X}$

Если $\mathcal{D}X = +\infty$, то $\begin{cases} \Delta < 1 \Rightarrow \text{выборка } Y \text{ сжата относительно } X \\ \Delta > 1 \Rightarrow \text{выборка } Y \text{ растянута относительно } X \end{cases}$

Замечание 2

Если $X_1, \dots, X_m \sim F(t - \mu_1)$ и $Y_1, \dots, Y_n \sim F\left(\frac{t - \mu_2}{\Delta}\right)$ (то есть сдвиги μ_1, μ_2 различные), то рекомендуется найти выборочную медиану $\hat{\mu}_x$ и $\hat{\mu}_y$ и рассматривать выборки $x_1 - \hat{\mu}_x, \dots, x_m - \hat{\mu}_x$ и $y_1 - \hat{\mu}_y, \dots, y_n - \hat{\mu}_y$

Реально критерий Ансари-Брэдли

Вводим обозначение $m + n = N$, а также статистика:

$$A_{m,n} = \sum_{i=1}^m \left(\frac{N+1}{2} - \left| R_i - \frac{N+1}{2} \right| \right)$$

Здесь R_i — ранг X_i в объединённой выборке. По своей сути $\left| R_i - \frac{N+1}{2} \right|$ есть расстояние до ближайшего конца выборки (если мы пронумеруем выборку в прямом и в обратном порядке, то каждый элемент получит минимальный из номеров).

Если $n + m \leq 20$, то существует таблица точных значений квантилей статистики A

Если $\min(m, n) \rightarrow \infty$, то

$$A^* = \frac{A - EA_{m,n}}{\sqrt{\mathcal{D}A_{m,n}}} \Big|_{H_0} \sim N(0, 1)$$

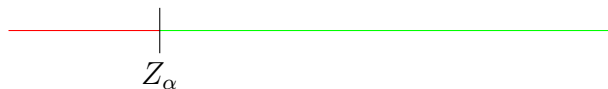
Свойства данной статистики:

$$EA_{m,n} = \begin{cases} \frac{m(N+2)}{4}, & N \equiv 0 \\ \frac{m(N+1)^2}{4N}, & N \equiv 1 \\ \frac{m(N+2)}{4}, & N \equiv 2 \end{cases}$$

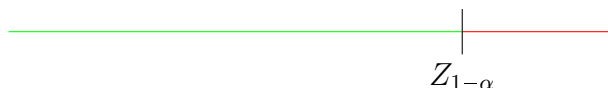
$$\mathcal{D}A_{m,n} = \begin{cases} \frac{mn(N+2)(N-2)}{48(N-1)}, & N \equiv 0 \\ \frac{mn(N^2+3)(N+1)}{48N^2}, & N \equiv 1 \\ \frac{mn(N+2)(N-2)}{48(N-1)}, & N \equiv 2 \end{cases}$$

Если проверяем гипотезу $H_0 : \Delta = 1$ (используем значение A^*)

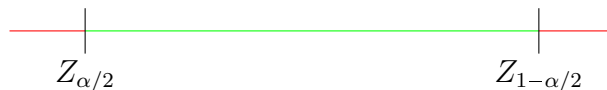
Против гипотезы $H_1 : \Delta < 1$



Против гипотезы $H_2 : \Delta > 1$



Против гипотезы $H_3 : \Delta \neq 1$



MAD оценка (Medium Absolute Deviation)

Оценка среднеквадратичного отклонения выборки с неизвестным распределением:

$$MAD = \text{med}_{1 \leq i \leq n} \left| x_i - \underbrace{\text{med}(x_1, \dots, x_n)}_{\hat{m}} \right|$$

Это медиана модулей отклонения от выборочной медианы.

Критерий КОЛМОГОРОВА-Смирнова

Даны две выборки $X_1, \dots, X_m \sim F(t)$ и $Y_1, \dots, Y_n \sim G(t)$.

Предположения

Выборки независимые, $F(t)$, $G(t)$ непрерывные.

Применение

Проверяем гипотезу $H_0 : \forall t \quad F(t) = G(t)$ против альтернативы общего вида: $H_1 : \exists t \quad F(t) \neq G(t)$.

Оцениваем функции распределения с помощью эмпирических функций распределения.

Рассматривается статистика:

$$D_{m,n} = \max_{1 \leq i \leq m+n} \left| \hat{F}_m(z_i) - \hat{G}_n(z_i) \right|$$

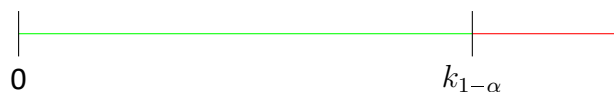
Здесь $z = (z_1, \dots, z_{m+n})$ — объединённая выборка из $x_1, \dots, x_m, y_1, \dots, y_n$.

Если $m + n \leq 20$, то есть таблица с точными квантилями.

Если $m + n > 20$, тогда хорошей аппроксимацией будет:

$$D_{m,n} \sim K(t), \text{ (распределение Колмогорова)}$$

Тогда прямая разбивается на следующие области (отрицательные):



k_α — квантиль Колмогорова уровня α . Известная точка $k_{0.95} = 1.36$

Данный критерий наименее мощный среди всех упомянутых ранее, поскольку является более общим. Если понятно, с чем связана неоднородность выборок, то стоит применять более специализированные критерии.

Однофакторный дисперсионный анализ

Определения

Фактор — какая-то переменная, которая по нашему мнению влияет на конечный результат.

Уровень фактора — значение переменной фактора (в задаче их должно быть конечное число).

Отклик:

1	2	...	k
x_{11}	x_{12}	...	x_{1k}
x_{21}	x_{22}	...	x_{2k}
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots
$x_{n_1 1}$	$x_{n_2 2}$...	$x_{n_k k}$

Столбцы — выборка, являющаяся результатом испытания с каким-то конкретным уровнем фактора (С ростом номера столбца переменная фактора растёт).

$$x_{ij} = \theta + \tau_j + \varepsilon_{ij}$$

ε_{ij} — независимое одинаковое распределение случайной величины с $E\varepsilon_{ij} = 0$, $D\varepsilon_{ij} = \sigma^2$ (дисперсия неизвестная).

$H_0 : \tau_1 = \dots = \tau_k = 0$ против $H_1 : \exists i : \tau_i \neq 0$.

Критерий Фишера

Обозначения

$$N = n_1 + \dots + n_k$$

$$\bar{X}_N = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} x_{ij}$$

Предположения

$$\varepsilon_{ij} \sim N(0, \sigma^2).$$

Формулировка

$$SS_{\text{общ}} = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{X}_N)^2 = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{X}_{\cdot j} + \bar{X}_{\cdot j} - \bar{X}_N)^2 = \underbrace{\sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{X}_{\cdot j})^2}_{SS_{\text{случ.}}} + \underbrace{\sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} (\bar{X}_{\cdot j} - \bar{X}_N)^2}_{SS_{\text{ур. ф.}}} + \underbrace{\sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{X}_{\cdot j}) (\bar{X}_{\cdot j} - \bar{X}_N)}_{=0}$$

Лекция 21 марта

Напоминание

$$SS_{\text{общ}} = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{X}_{\cdot j})^2 + \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} (\bar{X}_{\cdot j} - \bar{X}_N)^2 = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} (x_{ij} - \bar{X}_{\cdot j})^2 + \sum_{j=1}^k n_j (\bar{X}_{\cdot j} - \bar{X}_N)^2 =$$

$$= SS_{\text{случ.}} + SS_{\text{ур. ф.}}$$

Из предположения о гауссовости $SS_{\text{случ.}}$:

$$\frac{SS_{\text{случ.}}}{\sigma^2} = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} \left(\frac{x_{ij} - \bar{X}_{\cdot j}}{\sigma} \right)^2 \sim \chi^2(N - k)$$

При справедливости гипотезы H_0 :

$$\frac{SS_{\text{ур. ф.}}}{\sigma^2} = \sum_{j=1}^k n_j \left(\frac{\bar{X}_{\cdot j} - \bar{X}_N}{\sigma} \right)^2 \Big|_{H_0} \sim \chi^2(k - 1)$$

Тогда про следующую статистику известно:

$$\frac{\frac{SS_{\text{ур. ф.}}}{\sigma^2(k-1)}}{\frac{SS_{\text{случ.}}}{\sigma^2(N-k)}} = \frac{\frac{SS_{\text{ур. ф.}}}{(k-1)}}{\frac{SS_{\text{случ.}}}{(N-k)}} \sim F(k - 1, N - k)$$

Критической областью тогда будет $(F_{1-\alpha, k-1, N-k}, +\infty)$.

Если H_0 отвергается, то

$$x_{ij} = \theta_j + \varepsilon_{ij}, \quad \varepsilon_{i,j} \sim N(0, \sigma^2)$$

$$\theta_j = \theta + \tau_j, \quad j = \overline{1, k}$$

$$\hat{\theta}_j = \overline{X}_{\bullet j}$$

$$\hat{\theta}_j \sim N\left(\theta_j, \frac{\sigma^2}{n_j}\right), \text{ т. к. } \frac{(\overline{X}_{\bullet j} - \theta_j)\sqrt{n_j}}{\sigma} \sim N(0, 1)$$

$$\mathcal{D}\hat{\theta}_j = \mathcal{D}\left(\frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{n_j} X_{ij}\right) = \frac{\sigma^2}{n_j}$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N-k} \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^{n_j} (x_{ij} - \overline{X}_{\bullet j})^2$$

$$\frac{(\overline{X}_{\bullet j} - \theta_j) \sqrt{n_j}}{\hat{\sigma}} \sim t(N-k) \Rightarrow$$

$$\Rightarrow P\left(t_{\alpha/2, N-k} < \frac{(\overline{X}_{\bullet j} - \theta_j) \sqrt{n_j}}{\hat{\sigma}} < t_{1-\alpha/2, N-k}\right) = 1 - \alpha \Rightarrow$$

$$\Rightarrow P\left(\overline{X}_{\bullet j} - \frac{t_{1-\alpha, N-k}\hat{\sigma}}{\sqrt{n_j}} < \theta_j < \overline{X}_{\bullet j} + \frac{t_{1-\alpha, N-k}\hat{\sigma}}{\sqrt{n_j}}\right) = 1 - \alpha, \quad j = \overline{1, k}$$

Определение

Контрастом γ параметров $\theta_j, j = \overline{1, k}$ в модели (*) называется:

$$\gamma = \sum_{j=1}^k c_j \theta_j$$

где константы c_j удовлетворяют $\sum_{j=1}^k c_j = 0$. Обычно берут две константы равные -1 и 1 , остальные зануляют (в результате получаем, насколько контрастируют параметры конкретных столбов).

Определение

Оценкой контраста считается:

$$\hat{\gamma} = \sum_{j=1}^k c_j \hat{\theta}_j = \sum_{j=1}^k c_j \overline{X}_{\bullet j}$$

Параметры оценки:

$$\hat{\gamma} \sim N\left(\gamma, \sigma^2 \sum_{j=1}^k \frac{c_j^2}{n_j}\right)$$

$$\mathcal{D} \sum_{j=1}^k c_j \overline{X}_{\bullet j} = \sum_{j=1}^k c_j^2 \mathcal{D} \overline{X}_{\bullet j} = \sigma^2 \sum_{j=1}^k \frac{c_j^2}{n_j}$$

$$\frac{\hat{\gamma} - \gamma}{\sigma \sqrt{\sum_{j=1}^k \frac{c_j^2}{n_j}}} \sim t(N-k)$$

$$P\left(t_{\alpha/2, N-k} < \frac{\hat{\gamma} - \gamma}{\hat{\sigma} \sqrt{\sum_{j=1}^k \frac{c_j^2}{n_j}}} < t_{1-\alpha/2, N-k}\right) = 1 - \alpha$$

$$P\left(\hat{\gamma} - t_{1-\alpha/2, N-k}\hat{\sigma} \sqrt{\sum_{j=1}^k \frac{c_j^2}{n_j}} < \gamma < \hat{\gamma} + t_{1-\alpha/2, N-k}\hat{\sigma} \sqrt{\sum_{j=1}^k \frac{c_j^2}{n_j}}\right) = 1 - \alpha$$

Ранговый критерий Краскела-Уоллиса

Имеются выборки $z_1 = (x_{11}, \dots, x_{n_1 1}), \dots, z_k = (x_{1k}, \dots, x_{n_k k})$

Предположение

$$\begin{cases} \text{Выборки независимы, как и элементы в них.} \\ x_{11} \sim F(t - \theta_1), \dots, x_{ik} \sim F(t - \theta_k), i = \overline{1, n_j} \\ \text{Распределение } F(t) \text{ непрерывное} \end{cases}$$

Гипотезы

$H_0 : \theta_1 = \dots = \theta_k = \theta$, θ — какое-то произвольное число для удобства обозначения

$$H_1 : \exists j : \theta_j \neq \theta$$

Обозначения

r_{ij} — ранг x_{ij} в объединённой выборке объёма $N = n_1 + \dots + n_k$

$$\bar{r}_{\bullet j} = \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{n_j} r_{ij}$$

Идея критерия

Имеется таблица

1	2	...	k
r_{11}	r_{12}	...	r_{1k}
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots
$r_{n_1 1}$	$r_{n_2 2}$...	$r_{n_k k}$
$\bar{r}_{\bullet 1}$	$\bar{r}_{\bullet 2}$...	$\bar{r}_{\bullet k}$

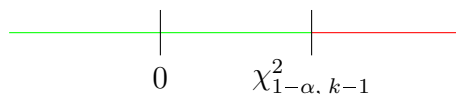
Составим следующую статистику:

$$H = \frac{12}{N(N+1)} \sum_{j=1}^k n_j \left(\bar{r}_{\bullet j} - \frac{N+1}{2} \right)^2$$

Если $\min(n_1, \dots, n_k) \rightarrow \infty$:

$$H \Big|_{H_0} \sim \chi^2(k-1)$$

Критерий выглядит вот так:



Замечание

Всё написанное выше работает для выборки без связок. Если связки всё-таки есть, то нужен поправочный коэффициент.

Ранговый критерий Джонкхиера

Условия совпадают с критерием Краскела-Уоллиса, но альтернативная гипотеза другая:

Гипотезы

$H_0 : \theta_1 = \dots = \theta_k = \theta$ против $H_1 : \theta_1 \leq \theta_1 \leq \dots \leq \theta_k$, где хотя бы одно неравенство строгое. То есть предполагаем, что увеличение фактора ведёт к увеличению математического ожидания.

Идея критерия

Введём функцию:

$$\varphi(y, z) = \begin{cases} 1, & y < z \\ 0.5, & y = z \\ 0, & y > z \end{cases}$$

И функцию:

$$U_{l, m} = \sum_{i=1}^{n_l} \sum_{j=1}^{n_m} \varphi(x_{il}, x_{jm})$$

Теперь возьмём статистику:

$$J = \sum_{1 \leq l < m \leq k} U_{l, m}$$

Если $\min(n_1, \dots, n_k) \rightarrow \infty$:

$$J^* = \frac{J - EJ}{\sqrt{\mathcal{D}J}} \sim N(0, 1)$$

Параметры статистики J (запоминать необязательно):

$$EJ = \frac{1}{4} \left(N^2 - \sum_{i=1}^k n_i^2 \right)$$
$$\mathcal{D}J = \frac{1}{72} \left(N^2 (2N + 3) - \sum_{i=1}^k n_i^2 (2n_i + 3) \right)$$

Заметим, что при $k = 2$:

$$W = J + \frac{n_2(n_2 + 1)}{2}$$

Да и вообще статистика J является статистикой Вилкоксона с каким-то смещением, то есть все его свойства наследуются.

Лекция 4 апреля

Исследование зависимостей

Шкалы измерений

1. Количественная (насколько одно больше другого, операция вычитания)
2. Порядковая/ординальная (разделение на группы, операции больше или меньше)
3. Номинальная (можем только проверять равенство элементов)

Из более высокой шкалы можно перейти в более низкую, наоборот — нельзя. Если сравниваются две метрики, измеряемые в разных шкалах, то нужно перевести их в одну (низшую из них).

Имеется две метрики:

$$A : A_1, \dots, A_m$$
$$B : B_1, \dots, B_k$$

Можем составить гипотезу независимости

$$H_0 : \forall i, j \quad P(A = A_i, B = B_j) = \underbrace{P(A = A_i)}_{=p_{i \cdot}} \cdot \underbrace{P(B = B_j)}_{=p_{\cdot j}}, \text{ против } H_1 : \exists (i, j) \quad P_{ij} \neq P(A = A_i) \cdot P(B = B_j)$$

Работаем с номинальной шкалой

Определение

Таблицей сопряжённости коэффициентов называется:

$A \setminus B$	B_1	\dots	B_k	
A_1	n_{11}	\dots	n_{1k}	$n_{1\bullet}$
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\vdots
A_m	n_{m1}	\dots	n_{mk}	$n_{m\bullet}$
	$n_{\bullet 1}$	\dots	$n_{\bullet k}$	n

Теперь можем построить оценки:

$$\begin{aligned}\hat{p}_{ij} &= \frac{n_{ij}}{n} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{p} p_{ij} \\ \hat{p}_{i\bullet} &= \frac{n_{i\bullet}}{n} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{p} p_{i\bullet} \\ \hat{p}_{\bullet j} &= \frac{n_{\bullet j}}{n} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{p} p_{\bullet j}\end{aligned}$$

Для выполнения независимости хотелось бы:

$$p_{ij} = p_{i\bullet} \cdot p_{\bullet j} \Rightarrow \hat{p}_{ij} = \hat{p}_{i\bullet} \cdot \hat{p}_{\bullet j} \Rightarrow \frac{n_{ij}}{n} \approx \frac{n_{i\bullet}}{n} \cdot \frac{n_{\bullet j}}{n}$$

Можем составить статистику:

$$\hat{\chi}^2 = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k \frac{n \cdot \left(n_{ij} - \frac{n_{i\bullet} n_{\bullet j}}{n}\right)^2}{n_{i\bullet} n_{\bullet j}}$$

При справедливости H_0 выполняется

$$\hat{\chi}^2 \sim \chi^2((m-1)(k-1))$$

Критическая область справа.

Частный случай

Для $m = k = 2$ верно:

$$\hat{\chi}^2 = \frac{n(n_{11}n_{22} - n_{12}n_{21})^2}{n_{1\bullet} n_{2\bullet} n_{\bullet 1} n_{\bullet 2}}$$

Определение

Для таблиц 2×2 :

$A \setminus B$	1	0	
1	a	b	$a + b$
0	c	d	$c + d$
	$a + c$	$b + d$	

Определён коэффициент контингенции Φ :

$$\Phi = \frac{ad - bc}{\sqrt{(a+b)(c+d)(a+c)(b+d)}}$$

И коэффициент ассоциации Юла Q :

$$Q = \frac{ad - bc}{ad + bc}$$

Для коэффициента контингенции выполняется неравенство:

$$-1 \leq \Phi \leq 1$$

Если $\Phi = 1$:

$A \setminus B$	1	0
1	a	0
0	0	d

Если $\Phi = -1$:

$A \setminus B$	1	0
1	0	b
0	c	0

Для коэффициента Юла также выполняется неравенство:

$$-1 \leq Q \leq 1$$

Если $Q = 1$, тогда:

$A \setminus B$	1	0
1	a	0
0	0	d

, или

$A \setminus B$	1	0
1	a	b
0	0	d

, или

$A \setminus B$	1	0
1	a	0
0	c	d

Если $Q = -1$, тогда:

$A \setminus B$	1	0
1	0	b
0	c	0

, или

$A \setminus B$	1	0
1	a	b
0	c	0

, или

$A \setminus B$	1	0
1	0	b
0	c	d

Также справедливо:

$$|\Phi| \leq |Q|$$

Пример

Рассматривается связь между здоровьем зрения пациента до операции (A — число от 0 до 10) и наличием осложнений после операции (B — есть или нет). В результате испытаний была получена следующая таблица:

$A \setminus B$	нет	есть	
0 — 1	129	14	143
2 — 10	807	4	811
	936	18	954

Проверяем $H_0 : p_{ij} = p_{i\bullet} \cdot p_{\bullet j}$ против $H_1 : p_{ij} \neq p_{i\bullet} \cdot p_{\bullet j}$.

$$\hat{\chi}^2 = \frac{954(129 \cdot 4 - 14 \cdot 807)^2}{143 \cdot 811 \cdot 936 \cdot 18} \approx 51.8$$

Должно выполняться

$$\hat{\chi}^2 \Big|_{H_0} \sim \chi^2(1)$$

Знаем квантиль $\chi^2_{0.95, 1} \approx 3.84 \Rightarrow$ принимается альтернативная гипотеза.

Посчитаем коэффициенты контингенции и Юла:

$$\begin{cases} \Phi = -0.244 \\ Q = -0.91 \end{cases}$$

Коэффициент Юла близок к -1 , то есть среди людей с осложнениями после операции больше людей с изначально плохим зрением.

Определение

Для таблиц произвольного размера определён коэффициент Пирсона:

$$P = \sqrt{\frac{\hat{\chi}^2}{\hat{\chi}^2 + n}}$$

Если таблица порождена гауссовскими случайными величинами $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$, то областью значений будет \mathbb{R}^2 , для построения таблицы стоит разбить плоскость на прямоугольники, значением в ячейке таблицы будет количество точек, попавших в соответствующий прямоугольник. При большом количестве точек и хорошем разбиении выполняется:

$$\frac{\hat{\chi}^2}{\hat{\chi}^2 + n} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \hat{\rho}_{XY}^2$$

Где $\hat{\rho}_{XY}^2$ — выборочный коэффициент корреляции.

Определение

Краммеру не понравилось, что коэффициент Пирсона никогда не равен 1 (а корреляция может быть 1), поэтому он придумал коэффициент Краммера:

$$C = \sqrt{\frac{\hat{\chi}^2}{n \cdot \min\{(k-1), (m-1)\}}}$$

Этот коэффициент уже может быть равен 1.

Лекция 11 апреля

Работаем с порядковыми величинами

Коэффициенты прогноза Гутмана λ -меры

Пример

Признак A — удовлетворённость уровнем жизни. B — материальное положение семьи.

$A \setminus B$	плохое	ниже сред.	сред.	выше сред.	отл.	Всего
удовл.	92	64	48	23	3	230
неудовл.	22	46	136	148	73	425
Всего	114	110	184	171	76	655

Делаем прогноз относительно материального положения нового респондента. Пусть первый прогноз мы сделаем без знания признака A , а второй со знанием. При таких раскладах в первом случае наилучшим прогнозом будет самая многочисленная категория (сред.), а во втором — при $A = \text{удовл.}$ наилучшим прогнозом будет самая многочисленная категория среди удовлетворённых (плохое), при $A = \text{неудовл.}$ — выше среднего. Тогда вероятности ошибки в первом и втором прогнозе величины B :

$$\hat{p}_1^{(B)} = 1 - \frac{184}{655}, \quad \hat{p}_2^{(B)} = 1 - \frac{92 + 148}{655} = 0.63$$

По этим вероятностям считается λ -мера (коэффициент Гутмана)

$$\lambda_B = \frac{\hat{p}_1^{(B)} - \hat{p}_2^{(B)}}{\hat{p}_1^{(B)}} \approx 0.119$$

λ_B показывает, насколько увеличится вероятность угадывания, если будем учитывать знание значения другой категории.

Теперь попробуем спрогнозировать A (удовлетворённость) без знания значения B и с таким знанием:

$$\hat{p}_1^{(A)} = 1 - \frac{425}{655}, \quad \hat{p}_2^{(A)} = 1 - \frac{92 + 64 + 136 + 148 + 73}{655} \Rightarrow \lambda_A = \frac{\hat{p}_1^{(A)} - \hat{p}_2^{(A)}}{\hat{p}_1^{(A)}} \approx 0.378$$

Иногда используется такой коэффициент:

$$\lambda = \frac{\lambda_A + \lambda_B}{2}$$

Пояснение

Вероятности ошибок $\hat{p}_1^{(A)}$, $\hat{p}_1^{(B)}$ равны вероятности события {“Новый человек не принадлежит самой многочисленной категории”}, поэтому они так считаются.

Вероятности ошибок $\hat{p}_2^{(A)}$, $\hat{p}_2^{(B)}$ равны вероятности события {“Новый человек не принадлежит самой многочисленной категории для своего уровня удовлетворённости/достатка”}.

Обобщение

Теперь запишем формулу в общем виде:

$$\hat{\lambda}_B = \frac{1 - \frac{\max_j n_{\bullet j}}{n} - 1 + \sum_i \frac{\max_j n_{ij}}{n}}{1 - \frac{\max_j n_{\bullet j}}{n}} = \frac{\sum_i \max_j n_{ij} - \max_j n_{\bullet j}}{n - \max_j n_{\bullet j}}$$
$$\hat{p}_1^{(A)} = 1 - \frac{\max_i n_{i\bullet}}{n}$$
$$\hat{p}_2^{(A)} = 1 - \frac{\sum_j \max_i n_{ij}}{n}$$
$$\hat{\lambda}_A = \frac{\sum_j \max_i n_{ij} - \max_i n_{i\bullet}}{n - \max_i n_{i\bullet}}$$

Критерий Спирмена

Применяется для выборок $(R_1, S_1), \dots, (R_n, S_n)$, где R — ранжированные значения первой переменной, S — ранжированные значения второй переменной.

Пример

Исследовали способности детей к математике и музыке. Учителя соответствующих предметов ранжировали детей, получилась следующая таблица. Первая переменная — ранги по знанию математики первой переменной, вторая — ранг того же человека по музыке.

Математика	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Музыка	6	5	1	4	2	7	8	10	3	9

$$S = \sum_{i=1}^n (R_i - S_i)^2$$

Если $\forall i = \overline{1, n} \quad R_i = S_i \Rightarrow S = 0$

Если $\forall i = \overline{1, n} \quad S_i = n + 1 - R_i$ (то есть зависимость обратная), то $S = \frac{1}{3} (n^3 - n)$.

$$\rho_S = 1 - \frac{6 \cdot \sum_{i=1}^n (R_i - S_i)^2}{n^3 - n}$$
$$-1 \leq \rho_S \leq 1$$

Выборочный коэффициент корреляции:

$$\hat{\rho}_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X}) (y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y})^2}}$$

Можно посчитать ранговую корреляцию:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (R_i - \bar{R}) (S_i - \bar{S})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (R_i - \bar{R})^2 \sum_{i=1}^n (S_i - \bar{S})^2}}$$

$$\overline{R} = \overline{S} = \frac{n+1}{2} \Rightarrow \sum_{i=1}^n \left(i - \frac{n+1}{2} \right)^2$$

Если подставим числа, то получим ровно критерий Спирмена ρ_S .

Критерий Кендалла

Понятия

Имеется двумерная выборка $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$, порождённая случайной величиной $z = (X, Y)$

Определение

Параметром согласованности случайных величин X и Y называется

$$\tau_{xy} = 1 - 2P((x_2 - x_1)(y_2 - y_1) < 0) \Rightarrow -1 \leq \tau_{xy} \leq 1$$

Здесь взяли индексы 1 и 2, потому что величины одинаково распределены и все x независимы между собой (аналогично для y), то есть можем брать любые два различных элемента.

Если $y = \varphi(x)$ и $\varphi(x)$ строго возрастающая, то $\tau_{xy} = 1$

Если $y = \varphi(x)$ и $\varphi(x)$ строго убывающая, то $\tau_{xy} = -1$

Если X, Y независимы, тогда:

$$\begin{aligned} \tau_{xy} &= 1 - 2P((x_2 - x_1)(y_2 - y_1) < 0) = \\ &= 1 - 2(P(x_2 - x_1 > 0)P(y_2 - y_1 < 0) + P(x_2 - x_1 < 0)P(y_2 - y_1 > 0)) = 1 - 2\left(\frac{1}{2} \cdot \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{2}\right) = \\ &= 0 \end{aligned}$$

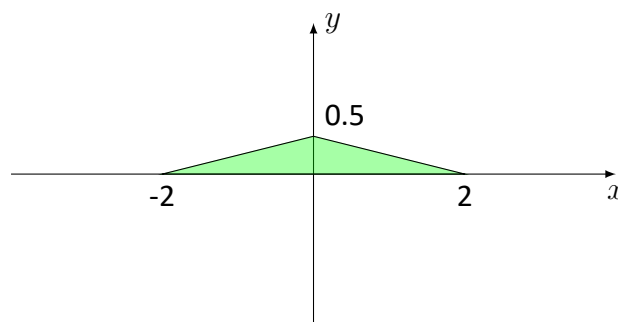
Пример

$X \sim R(-1, 1)$ $Y = X^2$. Посчитаем параметр согласованности:

$$\tau_{XY} = 1 - 2P((X_2 - X_1)(X_2^2 - X_1^2) < 0) = 1 - 2P((X_2 - X_1)^2(X_2 + X_1) < 0) = 1 - 2P(X_2 + X_1 < 0) = 0$$

Вероятность равна нулю, потому что плотность распределения суммы двух симметричных относительно 0 равномерных величин также будет симметрична относительно нуля. Вот красивый рисунок:

График плотности распределения $R(-1, 1) + R(-1, 1)$



То есть в этом случае величины зависимы, но параметр согласованности равен 0, потому что он отлавливает только монотонные зависимости, а квадратичная зависимость такой не является.

Гипотезы

$H_0 : \tau_{XY} = 0$ против одной из $H_1 : \tau_{XY} < 0$, $H_2 : \tau_{XY} > 0$, $H_3 : \tau_{XY} \neq 0$. Для других альтернатив критерий несостоятелен.

Определение

Пары (X_i, Y_i) и (X_j, Y_j) называются согласованными, если

$$\text{sign}(x_i - x_j)(y_i - y_j) = 1$$

И называются несогласованными, если:

$$\text{sign}(x_i - x_j)(y_i - y_j) = -1$$

Пусть в выборке есть Q согласованных и K несогласованных пар, рассмотрим следующую величину:

$$S = Q - K$$

Для этой неё выполняется неравенство:

$$-\frac{n(n-1)}{2} \leq S \leq \frac{n(n-1)}{2}$$

С помощью этой величины можно оценивать согласованность:

$$\hat{\tau}_{XY} = \frac{S}{\max S} = \frac{2(Q - K)}{n(n-1)} = \left\langle Q = \frac{n(n-1)}{2} - K \right\rangle = \frac{2\left(\frac{n(n-1)}{2} - K - K\right)}{n(n-1)} = 1 - \frac{4K}{n(n-1)}$$

Для $n \leq 40$ существует таблица квантилей $\hat{\tau}_{XY}$ при справедливости H_0 .

Если $n \rightarrow \infty$, выполняется:

$$\frac{3}{2}\sqrt{n}\hat{\tau}_{XY}\Big|_{H_0} \sim N(0, 1)$$

Возвращаемся к примеру

Решаем задачу про способности детей к математике и музыке. Проверяем гипотезу $H_0 : \tau_{XY} = 0$ против $H_1 : \tau_{XY} \neq 0$

Произведём расчёты:

$$\sum_{i=1}^{10} (R_i - S_i)^2 = 5^2 + 3^2 + 2^2 + 0 + 3^2 + 1 + 1 + 4 + 6^2 + 1 = 90$$

Посчитаем статистику:

$$\rho_S = 1 - \frac{6 \cdot 90}{10(10^2 - 1)} \approx 0.45$$

Пусть $\alpha = 0.1$, нужен квантиль $\rho_{0, 0.95} = 0.564$, доверительной областью является $(-0.564, 0.564)$, значит по критерию Спирмана опровергнуть H_0 мы не можем, однако это обозначает либо недостаток испытаний, либо отсутствие монотонной зависимости.

Попробуем применить критерий Кендалла.

Посчитаем количество несогласованных пар:

$$K = 5 + 4 + 0 + 2 + 0 + 1 + 1 + 2 = 15$$

Тогда оценка параметра согласованности:

$$\tau_{XY} = 1 - \frac{4 \cdot 15}{10 \cdot 9} = \frac{1}{3}$$

Точный квантиль $\tau_{10, 0.95} = 0.422$, доверительной областью будет $(-0.422, 0.422)$, значит статистика попала в доверительный интервал. Критерий Кендалла также не позволил установить наличие монотонной зависимости, то есть данные необходимо отправить на дальнейшую проверку для установления зависимостей.

Исследование зависимости количественных показателей

Для начала поработаем с двумерными случайными величинами, имеющими гауссовское распределение. То есть рассматривается двумерная выборка $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$, порождённая случайной величиной $z = (X, Y) \sim N(m_z, k_z)$.

Воспоминание

Случайные величины X, Y называются независимыми, если $\forall x, y \in \mathbb{R}^1 : F_z(x, y) = F_x(x) \cdot F_y(y)$.

Ещё одно воспоминание

Если $z \sim N(m_z, k_z)$ и $\rho_{XY} = 0 \Rightarrow$ случайные величины X, Y независимы.

Замечание: эта фишка работает только для гауссовских величин, в общем случае применять нельзя.

Доказательство

Если $\rho_{XY} = 0 \Rightarrow K_z = \begin{pmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{pmatrix} \Rightarrow C = K_z^{-1} = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sigma_x^2} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma_y^2} \end{pmatrix} \Rightarrow c_{12} = c_{21} = 0$.

Теперь распишем функцию плотности для величины z :

$$f_z(x, y) = \frac{\sqrt{\det C}}{2\pi} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left((x - m_x)^2 c_{11} + (y - m_y)^2 c_{22} + 2c_{12}(x - m_x)(y - m_y) \right) \right\}$$

С нашей матрицей C плотность можно переписать в виде:

$$f_z(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp \left\{ -\frac{(x - m_x)^2}{2\sigma_x^2} + \frac{(y - m_y)^2}{2\sigma_y^2} \right\} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_x} e^{-\frac{(x - m_x)^2}{2\sigma_x^2}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_y} e^{-\frac{(y - m_y)^2}{2\sigma_y^2}} = f_x(x)f_y(y)$$

Возможные гипотезы

Пусть $Z \sim N(m_z, K_z)$

Для гауссовских величин достаточно проверять гипотезу $H_0 : \rho_{XY} = 0$.

Возможные альтернативы:

1. $H_1 : \rho_{XY} < 0$, то есть при возрастании одного показателя, второй убывает.
2. $H_2 : \rho_{XY} > 0$, то есть при возрастании одного показателя, второй также возрастает.
3. $H_3 : \rho_{XY} \neq 0$, то есть величины просто как-то зависимы.

Для оценки корреляции можно использовать выборочный коэффициент корреляции:

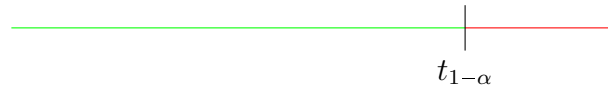
$$\hat{\rho}_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})(y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{Y})^2}}$$

Умные люди придумали статистику и доказали для неё следующее:

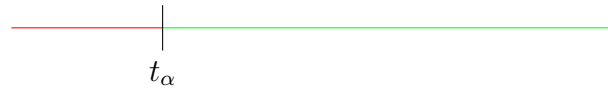
$$\frac{\sqrt{n-2}\hat{\rho}_{XY}}{\sqrt{1-\hat{\rho}_{XY}^2}} \bigg|_{H_0} \sim t(n-2)$$

В этом случае основной гипотезой будет $H_0 : \rho_{XY} = 0$, против возможных альтернатив:

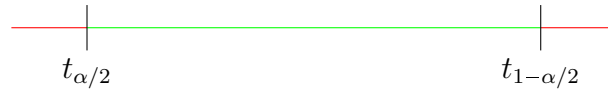
1. Против гипотезы $H_1 : \rho_{XY} > 0$



2. Против гипотезы $H_2 : \rho_{XY} < 0$



3. Против гипотезы $H_3 : \rho_{XY} \neq 0$



При $n \rightarrow \infty$ справедливым будет:

$$\sqrt{n}\hat{\rho}_{XY} \Big|_{H_0} \sim N(0, 1)$$

Рассмотрим свойства выборочного коэффициента корреляции:

$$E\hat{\rho}_{XY} = \rho_{XY} - \rho_{XY} \frac{(1 - \rho_{XY}^2)}{2n}$$
$$\mathcal{D}\rho_{XY} = \frac{(1 - \rho_{XY}^2)^2}{n}$$

В этих величинах используется неизвестная нам настоящая корреляция, поэтому её придётся заменять на оценку. При $n \rightarrow \infty$:

$$\frac{\hat{\rho}_{XY} - E\hat{\rho}_{XY}}{\sqrt{\mathcal{D}\hat{\rho}_{XY}}} \sim N(0, 1)$$

z-преобразования Фишера (наш слон?)

Выглядят следующим образом (там гиперболический арктангенс):

$$z = \operatorname{arcth} \rho = \frac{1}{2} \ln \frac{1 + \rho_{XY}}{1 - \rho_{XY}}$$

В неё можно подставить выборочный коэффициент корреляции:

$$\hat{z} = \frac{1}{2} \ln \frac{1 + \hat{\rho}_{XY}}{1 - \hat{\rho}_{XY}}$$

Про параметры \hat{z} известно:

$$E\hat{z} = z + \frac{\rho_{XY}}{2(n-1)}$$
$$\mathcal{D}\hat{z} = \frac{1}{n-3}$$

При $n \rightarrow \infty$:

$$\frac{\hat{z} - E\hat{z}}{\sqrt{\mathcal{D}\hat{z}}} \sim N(0, 1)$$

А ещё у величины z прикольный гиперболический тангенс:

$$\operatorname{th} z = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} = \rho_{XY}$$

Сходимость к гауссовской величине здесь происходит быстрее, чем в предыдущем случае.

Адаптация критерия хи-квадрат

Для дискретных величин

Пусть случайная величина X дискретная и принимает значения a_1, \dots, a_m ,

Пусть случайная величина Y дискретная и принимает значения b_1, \dots, b_k

По дискретным величинам мы умеем составлять таблицы:

$X \backslash Y$	b_1	\dots	d_k	
a_1	n_{11}	\dots	n_{1k}	$n_{1\bullet}$
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\vdots
a_m	n_{m1}	\dots	n_{mk}	$n_{m\bullet}$
	$n_{\bullet 1}$	\dots	$n_{\bullet k}$	n

Для непрерывных величин

Если случайные величины X, Y имеют непрерывное распределение, то нужно разбить их пространство значений (в нашем случае плоскость) на несколько непересекающихся интервалов, обладающих свойствами:

$$\begin{cases} \forall i, j : i \neq j \Rightarrow \Delta x_i \cap \Delta x_j = \emptyset \\ \bigcup_{i=1}^m \Delta x_i = \mathbb{R}^1 \\ \forall i, j : i \neq j \Rightarrow \Delta y_i \cap \Delta y_j = \emptyset \\ \bigcup_{i=1}^k \Delta y_i = \mathbb{R}^1 \end{cases}$$

n_{ij} — количество наблюдений, попавших в прямоугольник $\Delta x_i \times \Delta y_j$.

По полученным данным строим таблицу:

$X \backslash Y$	Δy_1	\dots	Δy_k	
Δx_1	n_{11}	\dots	n_{1k}	$n_{1\bullet}$
\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\vdots
Δx_m	n_{m1}	\dots	n_{mk}	$n_{m\bullet}$
	$n_{\bullet 1}$	\dots	$n_{\bullet k}$	n

Теперь к данным в таблицах можем применять уже известный нам критерий хи-квадрат для проверки гипотезы $H_0 : \forall i = \overline{1, m} \ j = \overline{1, k} \quad P(X = a_i, Y = b_j) = P(X = a_i)P(Y = b_j)$

Для проверки этой гипотезы можно использовать статистику:

$$\hat{\chi}^2 = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^k \frac{(n_{ij} - \frac{n_{i\bullet} n_{\bullet j}}{n})^2}{\frac{n_{i\bullet} n_{\bullet j}}{n}}$$

Для этой статистики выполняется:

$$\hat{\chi}^2 \Big|_{H_0} \sim \chi^2((k-1)(m-1))$$

Критическая область будет выглядеть следующим образом: $(\chi^2_{(k-1)(m-1), 1-\alpha})$



Замечание: если в вашем разбиении получается так, что в каком-то из интервалов $\frac{n_{i\bullet} n_{\bullet j}}{n} < 3$, то его рекомендуется объединить с соседним.

Теперь работаем с большим количеством переменных

Под большим количеством понимается число больше 2.

Мотивация: наличие корреляции между двумя величинами не означает наличие причинно-следственной связи между этими переменными (например, летом увеличивается количество мух и белых панамок, влияют ли панамки на мух?). Часто бывает так, что связь между исследуемыми нами переменными связана с изменением какой-то третьей (солнечной активности, в случае примера с мухами и панамками).

Определение

Частные коэффициенты корреляции для случайного вектора $z = (x_1, \dots, x_l)$ записываются в виде корреляционно

$$R_z = (\rho_{ij}), \text{ где } \forall i, j = \overline{1, l} \quad \rho_{ij} = \rho_{x_i x_j}$$

Определение

Частным коэффициентом корреляции случайных величин X_1, X_2 при фиксированных значениях X_3, \dots, X_l называется:

$$\rho_{12; 3, \dots, l} = \frac{-\mathbb{R}_{12}}{\sqrt{\mathbb{R}_{11}\mathbb{R}_{22}}}$$

Здесь \mathbb{R}_{ij} — алгебраическое дополнение элемента (i, j) матрицы R_z

Пример

Пусть $z = (x_1, x_2, x_3)$, $R_z = \begin{pmatrix} 1 & \rho_{12} & \rho_{13} \\ \rho_{12} & 1 & \rho_{23} \\ \rho_{31} & \rho_{12} & 1 \end{pmatrix}$, тогда:

$$\rho_{12; 3} = \frac{\rho_{21} - \rho_{23}\rho_{31}}{\sqrt{(1 - \rho_{23}^2)(1 - \rho_{13}^2)}}$$

Оценка матрицы R_z — матрица $\hat{R}_z = (\hat{\rho}_{ij})$, состоящей из выборочных частных коэффициентов корреляции:

$$\hat{\rho}_{12; 3} = \frac{\hat{\rho}_{21} - \hat{\rho}_{23}\hat{\rho}_{31}}{\sqrt{(1 - \hat{\rho}_{23}^2)(1 - \hat{\rho}_{13}^2)}}$$

Лекция 25 апреля

Гипотезы

$H_0 : \rho_{12; 3\dots l} = 0$ против аналогов

$H_1 : \rho_{12; 3\dots l} < 0$,

$H_2 : \rho_{12; 3\dots l} > 0$,

$H_3 : \rho_{12; 3\dots l} \neq 0$

Для их проверки существует статистика:

$$\frac{\sqrt{n-2-a}\hat{\rho}_{12; 3\dots l}}{\sqrt{1 - \hat{\rho}_{12; 3\dots l}^2}} \bigg|_{H_0} \sim t(n-2-a)$$

Здесь a — количество фиксированных элементов выборки, n — размер выборки.

Определение

Множественным коэффициентом корреляции вектора $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_l)$ с корреляционной матрицей R_ξ называется:

$$R_{1(2, \dots, l)} = \sqrt{1 - \frac{\det R_\xi}{\mathbb{R}_{11}}}$$

Здесь \mathbb{R}_{11} — алгебраическое дополнение к элементу $(1, 1)$ матрицы R_ξ .

Заметим, что:

$$R_{1(2, \dots, l)}^2 = 1 - (1 - \rho_{12}^2)(1 - \rho_{13; 2}^2) \dots (1 - \rho_{1l; 2, \dots, l-1}^2)$$

Свойства

1. $R_{1(2,\dots,l)}^2 = 1 \Rightarrow \exists$ хотя бы одна единичная корреляция.
2. $R_{1(2,\dots,l)}^2 = 0 \Rightarrow$ все корреляции равны нулю.
3. Пусть $l = 2 \Rightarrow R_{1(2)}^2 = \rho_{12}^2$
4. $R_{1(2)}^2 \leq R_{1(2,3)}^2 \leq \dots \leq R_{1(2,\dots,l)}^2$
5. Обозначим $I^{(j)}$ — множество подмножеств $2, 3, \dots, l$, не включающих элемент j .

$$R_{1(2,\dots,l)}^2 \geq \rho_{ij; I^{(j)}}^2$$

Гипотезы

$H_0 : R_{1(2,\dots,l)} = 0$ против $H_1 : R_{1(2,\dots,l)} > 0$.

Оценить матрицу R_ξ :

$$\hat{R}_\xi(\hat{\rho}_{\xi_i \xi_j})$$

Теперь хотим проверить насколько значимо $R_{1(2,\dots,l)}^2$ отличается от 0. Для этого воспользуемся статистикой:

$$\frac{\frac{1}{l-1} \hat{R}_{1(2,\dots,l)}^2}{\frac{1}{n-l} (1 - R_{1(2,\dots,l)}^2)} \bigg|_{H_0} \sim F(l-1, n-l)$$

Критическая область здесь будет справа, начиная с точки $f_{1-\alpha, l-1, n-l}$ (здесь фокусов с делением большего на меньшее не делаем).

Коэффициент конкордации Кендалла

Имеется n объектов и m экспертов.

Обозначим R_{ij} — ранг i -ого объекта, поставленный j -ым экспертом ($i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m}$).

Средний ранг, получаемый объектом от всех экспертов будет

$$m \frac{n+1}{2}$$

В идеальном случае (все ранги совпали) выполняется

$$\sum_{j=1}^m R_{1j} = m, \sum_{j=1}^m R_{2j} = 2m, \dots, \sum_{j=1}^m R_{nj} = mn$$

Рассмотрим сумму квадратов отклонений каждого из таких объектов от среднего будет:

$$\sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^m R_{ij} - m \frac{n+1}{2} \right)^2 = \frac{m^2(n^3 - n)}{12}$$

Кендалл предложил использовать следующую статистику:

$$\hat{W}(m) = \frac{12}{m^2(n^3 - n)} \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^m R_{ij} - m \frac{n+1}{2} \right)^2$$

Для этой статистики верно неравенство:

$$0 \leq \hat{W}(m) \leq 1$$

Для формулировки гипотезы составим случайный вектор $\xi = (\xi_1, \dots, \xi_m)$ (мнения экспертов). Тогда гипотезу можно сформулировать следующим образом:

$$H_0 : \forall x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^1 \quad F_\xi(x_1, \dots, x_m) = \prod_{i=1}^m F_{\xi_i}(x_i)$$

$$H_1 : \exists x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}^1 \quad F_\xi(x_1, \dots, x_m) \neq \prod_{i=1}^m F_{\xi_i}(x_i)$$

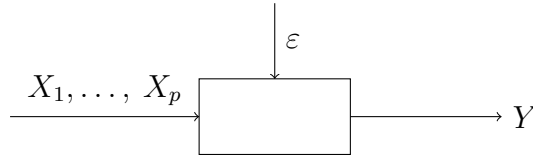
Если $3 \leq n \leq 7$ и $2 \leq m \leq 20$ есть таблица со значениями квантилей.

При $n \rightarrow \infty$:

$$m(n-1)\hat{W}(m)\Big|_{H_0} \sim \chi^2(n-1)$$

Критическая область находится справа (от квантиля из таблицы или квантиля хи-квадрат).

Регрессионный анализ



Пусть проводится эксперимент, в котором мы по входным данным (регрессорам / входным переменным / факторам / независимым переменным) X_1, \dots, X_p получаем на выход переменную (выходную переменную / отклик / зависимую переменную) Y . В ходе эксперимента в него может попасть какой-то шум ε

$$Y = f(x_1, \dots, x_p, \theta) + \varepsilon$$

Работать будем с линейными по параметрам функциями:

1. $f(x_1, \dots, x_p, \theta) = \theta_0 + \theta_1 x_1 + \dots + \theta_p x_p$
2. $f(x_1, \dots, x_p, \theta) = \theta_0 + \sum_{i=1}^p \theta_i x_i + \sum_{j=1}^p \theta_{p+j} x_j^2 + \sum_{k=1}^p \theta_{2p+k} x_k^3 \dots$
3. $f(x_1, \dots, x_p, \theta) = \prod_{i=1}^p x_i^{\theta_i} \Rightarrow \ln f(x_1, \dots, x_p, \theta) = \sum_{i=1}^p \theta_i \ln x_i$
4. $f(x_1, \dots, x_p, \theta) = \exp \left(\sum_{i=1}^p x_i \theta_i \right) \Rightarrow \ln f(x_1, \dots, x_p, \theta) = \sum_{i=1}^p x_i \theta_i$

Есть ещё много других примеров.

Как выбирать функцию?

1. Физические соображения
2. Геометрические соображения

Простая парная линейная регрессия

$$y_i = \theta_0 + \theta_1 x_i + \varepsilon_i, \quad i = \overline{1, n}$$

Предположим

1. $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n$ — независимые случайные величины с одинаковым распределением.
2. $\forall i \quad E\varepsilon_i = 0, \mathcal{D}\varepsilon_i = \sigma^2$ (неизвестные, но одинаковые дисперсии)
3. (x_1, \dots, x_n) не коллинеарны $(1, \dots, 1)$

Функция потерь

Хотим минимизировать следующую функцию (пошёл ИАД):

$$S(\theta) = \sum_{i=1}^n (y_i - (\theta_0 + \theta_1 x_i))^2 \rightarrow \min_{\theta_0, \theta_1}$$

Из матанализа знаем, что надо дифференцировать эту функцию:

$$\begin{cases} \frac{\partial S(\theta)}{\partial \theta_0} = 0 \\ \frac{\partial S(\theta)}{\partial \theta_1} = 0 \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} -2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\theta}_0 - \hat{\theta}_1 x_i) = 0 \\ -2 \sum_{i=1}^n x_i (y_i - \hat{\theta}_0 - \hat{\theta}_1 x_i) = 0 \end{cases}$$

Какой-то чемпион решил эту систему за нас, вот ответ:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_0 &= \bar{Y} - \hat{\theta}_1 \bar{X} \\ \hat{\theta}_1 &= \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})(y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2} = \hat{\rho}_{xy} \frac{\hat{\sigma}_y}{\hat{\sigma}_x} \end{aligned}$$

Лекция 16 мая

Описанная ранее функция потерь отлично работает, если погрешности гауссовские, однако крайне уязвима к выбросам. Скоро будем рассматривать робастные штуки для этой задачи.

Определение

Множественной линейной регрессией называется модель, в которой:

$$y_i = \theta_0 + \theta_1 x_{i1} + \dots + \theta_p x_{ip} + \varepsilon_i, \quad i = \overline{1, n}$$

Пусть $Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}$, $\theta = \begin{pmatrix} \theta_0 \\ \vdots \\ \theta_p \end{pmatrix}$, $\varepsilon = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{pmatrix}$, $X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \dots & x_{np} \end{pmatrix}$ В матричном виде можно записать:

$$Y = X\theta + \varepsilon$$

Предположения

1. $E\varepsilon = 0$
2. $K_\varepsilon = \sigma_\varepsilon^2 I$
3. $\det(X^T X)^{-1} \neq 0$

МНК-оценка

(расшифровывается как метод наименьших квадратов)

$$S(\theta) = (Y - X\theta)^T (Y - X\theta)$$

Вспоминаем приколы из линейной алгебры:

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \theta} A\theta &= A \\ \frac{\partial}{\partial \theta} \theta^T A\theta &= \theta^T (A + A^T) \end{aligned}$$

Продифференцируем $S(\theta)$:

$$\frac{\partial}{\partial \theta} S(\theta) = (Y - X\theta)^T (I + I)(-X) = -2(Y - X\theta)^T X$$

Теперь надо приравнять производную к нулю:

$$\begin{aligned} (Y - X\hat{\theta})^T X &= 0 \\ Y^T X - \hat{\theta}^T X^T X &= 0 \\ Y^T X &= \hat{\theta}^T X^T X \\ Y^T X (X^T X)^{-1} &= \hat{\theta}^T \\ \hat{\theta} &= (X^T X)^{-1} X^T Y \end{aligned}$$

Свойства МНК-оценки

1. Несмещённость

$$\begin{aligned} E\hat{\theta} &= E(X^T X)^{-1} X^T Y = E(X^T X)^{-1} X^T (X\theta + \varepsilon) = \\ &= \theta + E(X^T X)^{-1} X^T \varepsilon = \theta + (X^T X)^{-1} X^T \underbrace{E\varepsilon}_{=0} = \theta \end{aligned}$$

2. Ковариационная матрица:

$$\begin{aligned} K_{\hat{\theta}} &= E(\hat{\theta} - \theta)(\hat{\theta} - \theta)^T = E(\theta + (X^T X)^{-1} X^T \varepsilon - \theta)(\theta + (X^T X)^{-1} X^T \varepsilon - \theta)^T = \\ &= E(X^T X)^{-1} X^T \varepsilon \varepsilon^T X (X^T X)^{-1} = (X^T X)^{-1} E\varepsilon \varepsilon^T = (X^T X)^{-1} K_{\varepsilon} = \sigma_{\varepsilon}^2 (X^T X)^{-1} \end{aligned}$$

В частности, если $y_i = \theta_0 + \theta_1 x_i + \varepsilon_i$, $i = \overline{1, n}$, то в матричном виде это выглядит так:

$$\begin{aligned} X &= \begin{pmatrix} 1 & x_1 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & x_n \end{pmatrix}, \quad X^T = \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 \\ x_1 & \dots & x_n \end{pmatrix} \\ X^T X &= \begin{pmatrix} n & \sum_{i=1}^n x_i \\ \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n x_i^2 \end{pmatrix} \\ (X^T X)^{-1} &= \frac{1}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \begin{pmatrix} \sum_{i=1}^n x_i^2 & -\sum_{i=1}^n x_i \\ -\sum_{i=1}^n x_i & n \end{pmatrix} \\ \mathcal{D}\hat{\theta}_0 &= \sigma_{\varepsilon}^2 \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \\ \mathcal{D}\hat{\theta}_1 &= \sigma_{\varepsilon}^2 \frac{n}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} = \sigma_{\varepsilon}^2 \frac{1}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2} \end{aligned}$$

3. Если $n \rightarrow \infty$, то асимптотически выполняется:

$$\hat{\theta} \sim N(\theta, \sigma_{\varepsilon}^2 (X^T X)^{-1})$$

4. $\hat{\varepsilon}_i = y_i - (\hat{\theta}_0 + \hat{\theta}_1 x_{i1} + \dots + \hat{\theta}_p x_{ip})$, пользуясь этим можем составить оценку:

$$\sigma_{\varepsilon}^2 = \frac{1}{n - (p + 1)} \sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2, \text{ — несмещённая оценка } \sigma_{\varepsilon}^2$$

5. Теорема Гаусса-Маркова:

$\hat{\theta}$ МНК-оценка $\Leftrightarrow \hat{\theta}$ является BLUE (best linear unbiased estimator, то есть наилучшая линейная по y несмещённая оценка).

В данном случае наилучшая обозначает:

$$\hat{\theta} \text{ — наилучшая } \Leftrightarrow \forall \tilde{\theta} \quad K_{\tilde{\theta}} - K_{\hat{\theta}}, \text{ неотрицательно определённая}$$

Доказательство

Пусть $\hat{\theta}$ — МНК-оценка, $\tilde{\theta}$ — несмещённая, линейная по y и претендует быть лучшей. Тогда справедливо следующее:

$$E\hat{\theta} = E\tilde{\theta} = \theta$$

$$\hat{\theta} = (X^T X)^{-1} X^T Y = AY$$

$$\tilde{\theta} = (A + C)Y$$

$$E\tilde{\theta} = E(A + C)Y = E(A + C)(X\theta + \varepsilon) = E(AX\theta + CX\theta + (A + C)\varepsilon) = \theta + CX \Rightarrow CX = 0$$

$$\begin{aligned} K_{\tilde{\theta}} &= E(\tilde{\theta} - \theta)(\tilde{\theta} - \theta)^T = E(A + C)\varepsilon\varepsilon^T(A + C)^T = (A + C)(A + C)^T \underbrace{E\varepsilon\varepsilon^T}_{K_{\varepsilon}} = \\ &= \sigma_{\varepsilon}^2 (A + C)(A + C)^T = \sigma_{\varepsilon}^2 (AA^T + CA^T + AC^T + CC^T) = \underbrace{\sigma_{\varepsilon}^2 (X^T X)^{-1}}_{K_{\hat{\theta}}} + \sigma_{\varepsilon}^2 CC^T \end{aligned}$$

$$AA^T = (X^T X)^{-1} X^T X (X^T X)^{-1} = (X^T X)^{-1}$$

$$CA^T = CX(X^T X)^{-1} = 0$$

Итак, получили, что разность ковариационных матриц МНК-оценки и любой оценки будет неотрицательно определена (см. выражение $K_{\tilde{\theta}}$).

Дополнительное предположение

$$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I)$$

Свойства МНК-оценки в гауссовской модели

1. $\hat{\theta} \sim N\left(\theta, \sigma_{\varepsilon}^2 (X^T X)^{-1}\right)$
2. $\frac{\sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n - (p + 1))$
3. Пусть c — детерминированный вектор размера $p + 1$, тогда:

$$Dc\hat{\theta} \leq Dc\tilde{\theta}, \text{ где } \tilde{\theta} \text{ — любая несмещённая оценка}$$

4. МНК-оценка $\hat{\theta}$ совпадает с оценкой максимального правдоподобия.

Применение при проверке гипотез (в гауссовской модели)

Пример 1

$$y_i = \theta_0 + \theta_1 x_{i1} + \dots + \theta_p x_{ip} + \varepsilon_i, \quad i = \overline{1, n}$$

Хотим проверить гипотезу

$$H_0 : \theta_k = 0, \text{ против } H_1 : \theta_k \neq 0$$

Если верна H_0 , то показатель можно не включать в уравнение.

Можем построить оценку МНК оценки $\hat{\theta}_k$, тогда:

$$\hat{\theta}_k \sim N(\theta_k, \sigma_{\varepsilon}^2 C_{k+1, k+1})$$

Здесь $C_{k+1, k+1}$ — элемент $((k + 1), (k + 1))$ матрицы $(X^T X)^{-1}$

Центрируем, нормируем, получим статистику:

$$\frac{\hat{\theta}_k - \theta_k}{\sigma \sqrt{C_{k+1, k+1}}} \sim N(0, 1)$$

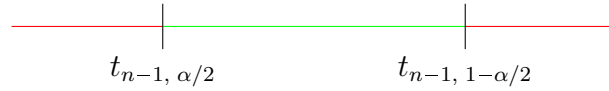
Дисперсию мы не знаем, поэтому её можно заменяем на оценку:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n - (p + 1)} \sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i^2$$

Теперь получаем финальную версию статистики:

$$\frac{\hat{\theta}_k}{\hat{\sigma}_\varepsilon \sqrt{C_{k+1, k+1}}} \Big|_{H_0} \sim t(n - (p + 1))$$

Доверительные и критические области будут выглядеть так:



Лекция 23 мая

Задача

Рассматриваем “длинную” модель:

$$Y_i = \theta_0 + \theta_1 x_{i1} + \dots + \theta_p x_{ip} + \varepsilon_i, \quad \varepsilon \sim N(0, \sigma^2 I)$$

И “короткую” модель:

$$Y_i = \theta_0 + \theta_1 x_{i1} + \dots + \theta_q x_{iq} + \varepsilon_i, \quad q < p$$

Проверяем гипотезу $H_0 : \theta_{q+1} = \dots = \theta_p = 0$ против $H_1 : \exists j \in (q + 1, \dots, p) : \theta_j \neq 0$

Действия

Оцениваем с помощью МНК по “длинной” модели $\theta_0, \dots, \theta_p$, получаем $\hat{\theta}_0, \dots, \hat{\theta}_p$, считаем следующие величины:

$$SS_1 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$
$$\hat{y}_i = \hat{\theta}_0 + \sum_{j=1}^p \hat{\theta}_j x_{ij}$$

Оцениваем с помощью МНК по “короткой” модели $\theta_0, \dots, \theta_q$, получаем $\tilde{\theta}_0, \dots, \tilde{\theta}_q$, считаем величины:

$$SS_2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$
$$\hat{y}_i = \tilde{\theta}_0 + \sum_{j=1}^q \tilde{\theta}_j x_{ij}$$

Теперь составим статистику:

$$\frac{\frac{1}{p-q} \frac{SS_2 - SS_1}{\sigma_\varepsilon^2}}{\frac{1}{n-p-1} \frac{SS_1}{\sigma_\varepsilon^2}} = \frac{n-p-1}{p-q} \cdot \frac{SS_2 - SS_1}{SS_1} \Big|_{H_0} \sim F(p-q, n-p-1)$$

Доверительной областью этой статистики является интервал $(0, f_{1-\alpha, p-q, n-p-1})$

Задача

Рассматриваем “длинную” модель:

$$Y_i = \theta_0 + \theta_1 x_{i1} + \dots + \theta_p x_{ip} + \varepsilon_i, \quad \varepsilon \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2 I)$$

И модель:

$$Y_i = \theta_0 + \varepsilon_i$$

Проверяем гипотезу $H_0 : \theta_1 = \dots = \theta_p = 0$ против $H_1 : \exists j \neq 0 \theta_j \neq 0$

Действия

Считаем следующие штуки:

$$\begin{aligned}SS_{\text{общ}} &= \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y} + \bar{y} - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 + \sum_{i=1}^n (\bar{y} - \hat{y}_i)^2 + 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\bar{y} - \hat{y}_i) \\ \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\bar{y} - \hat{y}_i) &= \sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i (\bar{y} - \hat{y}_i) = \sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i (\bar{y} - \hat{\theta}_0 - \hat{\theta}_1 \bar{x} + \hat{\theta}_1 x_i - \bar{y}) = \hat{\theta}_1 \sum_{i=1}^n \hat{\varepsilon}_i (x_i - \bar{x}) = 0 \\ \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)(x_i - \bar{x}) &= \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\theta}_0 - \hat{\theta}_1 x_i)(x_i - \bar{x}) = \underbrace{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\theta}_0 - \hat{\theta}_1 x_i) x_i}_{=0} + \bar{x} \underbrace{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{\theta}_0 - \hat{\theta}_1 x_i)}_{=0}\end{aligned}$$

Итого, получаем:

$$SS_{\text{общ}} = \underbrace{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}_{SS_{\text{случ.}}} + \underbrace{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}_{SS_{\text{перп.}}}$$

Поработаем с частями этого равенства:

$$\frac{SS_{\text{общ}}}{\sigma_{\varepsilon}^2} \sim \chi^2(n-1)$$

$$\frac{SS_{\text{случ.}}}{\sigma_{\varepsilon}^2} \sim \chi^2(n-p-1)$$

$$\left. \frac{SS_{\text{перп.}}}{\sigma_{\varepsilon}^2} \right|_{H_0} \sim \chi^2(p)$$

Здесь p — количество оцененных параметров (размерность θ).

С этими знаниями можно составить статистику:

$$\frac{n-p-1}{p} \cdot \left. \frac{SS_{\text{перп.}}}{SS_{\text{случ.}}} \right|_{H_0} \sim F(p, n-p-1)$$

Доверительным интервалом будет $(0, f_{1-\alpha, p, n-p-1})$

Определение

Коэффициентом детерминации регрессии порядка $p \geq 1$ называется

$$\hat{R}^2 = 1 - \frac{SS_{\text{случ.}}}{SS_{\text{общ.}}}$$

Определение

Скорректированным коэффициентом детерминации называют:

$$R_{\text{adj}}^2 = 1 - \frac{\frac{1}{n-p-1} SS_{\text{случ.}}}{\frac{1}{n-1} SS_{\text{общ.}}}$$

title

Рассматривается парная регрессия:

$$y_i = \theta_0 + \theta_1 x_i + \varepsilon_i, \quad \varepsilon \sim N(0, \sigma_{\varepsilon}^2 I)$$

Введём обозначение:

$$f(x, \theta) = \theta_0 + \theta_1 x$$

Построим доверительную область для $f(x, \theta)$.

Пусть $\hat{\theta}_0, \hat{\theta}_1$ — МНК оценки параметров θ_0, θ_1 соответственно. Тогда:

$$\hat{f}(x, \theta) = \hat{\theta}_0 + \hat{\theta}_1 x$$

$$E\hat{f}(x, \theta) = \theta_0 + \theta_1 x$$

$$\begin{aligned} \mathcal{D}\hat{f}(x, \theta) &= \mathcal{D}(\hat{\theta}_0 + \hat{\theta}_1 x) = \mathcal{D}(\bar{Y} - \hat{\theta}_1 \bar{X} + \hat{\theta}_1 x) = \mathcal{D}(\bar{Y} + \hat{\theta}_1 (x - \bar{X})) = \\ &= \frac{\sigma_\varepsilon^2}{n} + (x - \bar{X})^2 \frac{\sigma_\varepsilon^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2} = \sigma_\varepsilon^2 \left(\frac{1}{n} + \frac{(x - \bar{X})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2} \right) \end{aligned}$$

Теперь можно составить статистику:

$$\frac{\hat{f}(x, \theta) - f(x, \theta)}{\hat{\sigma}_\varepsilon \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{(x - \bar{X})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}}} \sim t(n - p - 1)$$

Теперь можно начинать строить доверительную область:

$$P \left(t_{\alpha/2, n-p-1} < \frac{\hat{f}(x, \theta) - f(x, \theta)}{\hat{\sigma}_\varepsilon \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{(x - \bar{X})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}}} < t_{1-\alpha/2, n-p-1} \right) = 1 - \alpha$$

Умные люди за нас проделали преобразования и получили (обозначил $t = t_{\alpha/2, n-p-1}$):

$$P \left(\hat{f}(x, \theta) - t\hat{\sigma}_\varepsilon \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{(x - \bar{X})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}} < f(x, \theta) < \hat{f}(x, \theta) + t\hat{\sigma}_\varepsilon \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{(x - \bar{X})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}} \right) = 1 - \alpha$$

Полученная область не параллельна прямой, задаваемой $f(x, \theta)$ (нелинейно расширяется при удалении x от \bar{X})

Регрессионные модели с переменной структурой

При построении модели:

$$y_i = \theta_0 + \sum_{j=1}^p \theta_j x_{ij} + \varepsilon_i, \quad i = \overline{1, n}$$

Могут понадобиться фиктивные переменные (dummy variables), например:

$$d_i = \begin{cases} 0, & \text{если } i\text{-ый респондент без высшего образования} \\ 1, & \text{если } i\text{-ый респондент с высшим образованием} \end{cases}$$

Тогда модель будет выглядеть так:

$$y_i = \theta_0 + \sum_{j=1}^p \theta_j x_{ij} + \delta d_i + \varepsilon_i, \quad i = \overline{1, n}$$

Теперь нужно проверить гипотезу $H_0 : \delta = 0$ против $H_1 : \delta \neq 0$

Ввод нескольких фиктивных переменных

Пусть справедлива модель:

$$Y_t = \theta_0 + \theta_1 d_{1t} + \theta_2 d_{2t} + \theta_3 d_{3t} + \varepsilon_t$$

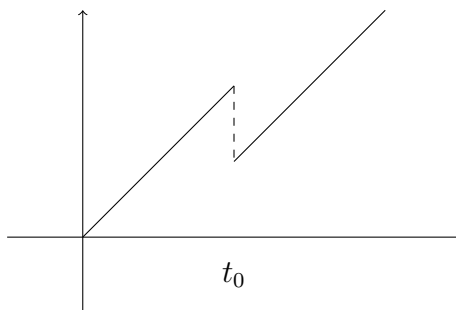
$$d_{1t} = \begin{cases} 1, & \text{если } t \text{ — зимний месяц} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

$$d_{2t} = \begin{cases} 1, & \text{если } t \text{ — весенний месяц} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

$$d_{3t} = \begin{cases} 1, & \text{если } t \text{ — летний месяц} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

Структурный сдвиг

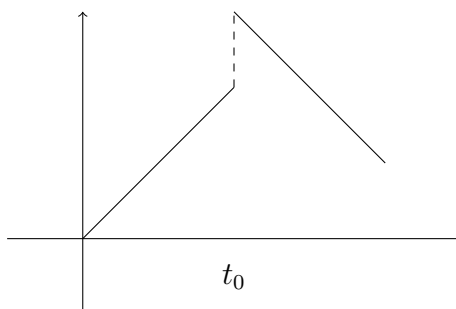
Первый случай



$$Y_t = \theta_0 + \theta_1 x_t + \theta_2 \delta_{t_0} + \varepsilon_{t_0}$$

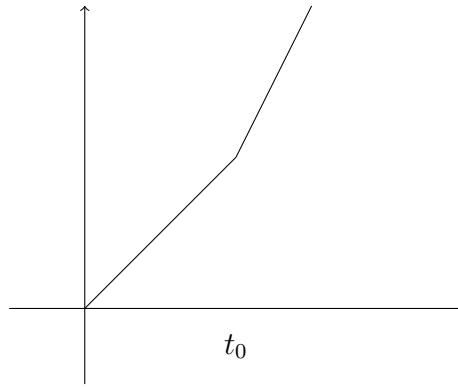
$$\delta_{t_0} = \begin{cases} 0, & t \leq t_0 \\ 1, & t > t_0 \end{cases}$$

Второй случай



$$Y_t = \theta_0 + \theta_1 x_t + \theta_2 \delta_{t_0} + \theta_3 \delta_{t_0} x_t + \varepsilon_{t_0}$$

Третий случай



$$Y_t = \theta_0 + \theta_1 x_t + \theta_2 \delta_{t_0}(x_t - t_0) + \varepsilon_i$$

Критерий Чоу

Пусть для объединения двух выборок справедлива модель:

$$Y_i = \theta_0 + \theta_1 x_{i1} + \dots + \theta_p x_{ip} + \varepsilon_i, \quad i = \overline{1, n+m}$$

Проверяем, стоит ли строить отдельные регрессии для каждой выборки, то есть:

$$Y_0 = \tilde{\theta}_0 + \tilde{\theta}_1 x_{i1} + \dots + \tilde{\theta}_p x_{ip} + \tilde{\varepsilon}_i, \quad i = \overline{1, n}$$

$$Y_1 = \tilde{\tilde{\theta}}_0 + \tilde{\tilde{\theta}}_1 x_{i1} + \dots + \tilde{\tilde{\theta}}_p x_{ip} + \tilde{\tilde{\varepsilon}}_i, \quad i = n+1, \dots, n+m$$

Гипотезы

$$H_0 : \tilde{\theta}_0 = \tilde{\tilde{\theta}}_0, \dots, \tilde{\theta}_p = \tilde{\tilde{\theta}}_p$$

$$H_1 : \exists j \in \overline{1, p} : \tilde{\theta}_j \neq \tilde{\tilde{\theta}}_j$$

Действия

1. Оценить по МНК параметры $\theta_0, \dots, \theta_p$ по объединённой выборке:

$$SS_{\text{случ.}} = \sum_{i=1}^{n+m} (y_i - \hat{y}_i)^2$$

2. Оценить по МНК параметры $\tilde{\theta}_0, \dots, \tilde{\theta}_p$ по выборке 1:

$$SS_{\text{случ.}}^1 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

3. Оценить по МНК параметры $\tilde{\tilde{\theta}}_0, \dots, \tilde{\tilde{\theta}}_p$ по выборке 2:

$$SS_{\text{случ.}}^2 = \sum_{i=n+1}^{n+m} (y_i - \hat{y}_i)^2$$

4. Составить статистику:

$$\frac{\frac{1}{p+1} (SS_{\text{случ.}} - (SS_{\text{случ.}}^1 + SS_{\text{случ.}}^2))}{\frac{1}{n+m-2p-2} (SS_{\text{случ.}}^1 + SS_{\text{случ.}}^2)} \bigg|_{H_0} \sim F(p+1, n+m-2p-2)$$

При справедливости гипотезы значение статистики должно быть маленьким, то есть доверительной областью является $(0, f_{1-\alpha, p+1, n+m-2p-2})$

Гетеро- и гомоскедастичность моделей

Определение

Если ε в модели имеют разные дисперсии, то такая модель называется гетероскедастичной, иначе — гомоскедастичной.

Обозначения

Подразумевается, что справедлива модель:

$$Y_i = \theta_0 + \theta_1 x_{i1} + \dots + \theta_p x_{ip} + \varepsilon_i, \quad i = \overline{1, n}$$

Пусть ковариационная матрица ε имеет вид:

$$K_\varepsilon = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_n^2 \end{pmatrix}$$

Применим взвешенный МНК:

$$S(\theta) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{w_i} \left(y_i - \sum_{j=1}^p \theta_j x_{ij} \right)^2, \quad w_i = \sigma_i, \quad i = \overline{1, n}$$

Теперь посчитаем оценку θ в этом случае:

$$\begin{aligned} V^{-1} &= \begin{pmatrix} \frac{1}{\sigma_1^2} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma_2^2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \frac{1}{\sigma_n^2} \end{pmatrix} \\ V^{-\frac{1}{2}} &= \begin{pmatrix} \frac{1}{\sigma_1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma_2} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \frac{1}{\sigma_n} \end{pmatrix} \\ X^* &= V^{-\frac{1}{2}} X \\ Y^* &= V^{-\frac{1}{2}} Y \\ \hat{\theta} &= \left(X^{*T} X^* \right)^{-1} X^{*T} Y^* \end{aligned}$$

Критерий Голдфельда-Квандта

Проверяется гипотеза $H_0 : \sigma_1^2 = \dots = \sigma_n^2$ против $H_1 : \sigma_i = \sigma x_{ij}, \quad i = \overline{1, n}, \quad j \in (1, \dots, p)$ (то есть пропорциональна одному из регрессоров)

Действия

1. Упорядочить наблюдения по убыванию регрессора x_j
2. Из “средней части” удалить d наблюдений. (удаляем примерно четверть наблюдений)
3. Построить регрессию по первым $\frac{n-d}{2}$ наблюдениям и найти $\hat{\varepsilon}_1^T \hat{\varepsilon}_1 = \sum_{i=1}^{\frac{n-d}{2}} \hat{\varepsilon}_i^2$
4. Построить регрессию по последним $\frac{n-d}{2}$ наблюдениям и найти $\hat{\varepsilon}_2^T \hat{\varepsilon}_2 = \sum_{i=\frac{n+d}{2}}^n \hat{\varepsilon}_i^2$

5. Рассматриваем F -статистику:

$$\hat{F} = \frac{\hat{\varepsilon}_1^T \hat{\varepsilon}_1}{\hat{\varepsilon}_2^T \hat{\varepsilon}_2} \bigg|_{H_0} \sim F \left(\frac{n-d}{2} - p, \frac{n-d}{2} - p \right)$$

Если оказались правее $f_{1-\alpha, \frac{n-d}{2}-p, \frac{n-d}{2}-p}$, то гетероскедастичность имеется, значит всё уравнение нужно делить на X_j , чтобы нормализовать дисперсию.

Тест Бреуша-Пагана

Разбирался не очень подробно, используется для проверки гипотезы $H_0 : \sigma_1^2 = \dots = \sigma_n^2$ против альтернативы $H_1 : \text{дисперсия зависит от какой-то линейной комбинации регрессоров}$.

Робастные методы

Метод наименьших модулей (МНМ)

Оценкой МНМ в модели называется такое значения $\hat{\theta}$, при котором достигается минимум следующей функции потерь:

$$S(\theta) = \sum_{i=1}^n |Y_i - f(X_i 1, \dots, X_{i,p}, \theta)|$$

Проблема данного метода в том, что он не имеет аналитического решения (только численное, которое было на ИАДе, кстати)

Ранговая R-оценка

Ранговой оценкой параметров в модели называется такое значение $\hat{\theta}$, при котором достигается минимум следующей функции потерь (формулу не успел записать)

Семейство M-оценок

Идея в том, чтобы минимизировать некую выпуклую функцию $\rho(X)$ (МНК и МНМ являются M-оценками).
Примеры M-оценок:

Оценка Тьюки

$$\rho(z) = \begin{cases} z, & |z| \leq c \\ c|z| + c^2, & |z| > c \end{cases}$$

Оценка Хьюбера

$$\rho(z) = \begin{cases} 1, & |z| > c \\ 1 - \left(1 - \left(\frac{z}{c}\right)^2\right)^3, & |z| \leq c \end{cases}$$