

Непараметрические критерии

Непараметрические критерии

Параметрические критерии:

- Нулевая гипотеза формулируется о конкретных параметрах распределения
- Перед проведением теста на выборку накладываем предположения о распределении

Непараметрические критерии:

- Свойства распределения неизвестны
- Используют только информацию из выборки

Критерии знаков

Критерии знаков (одновыборочный)

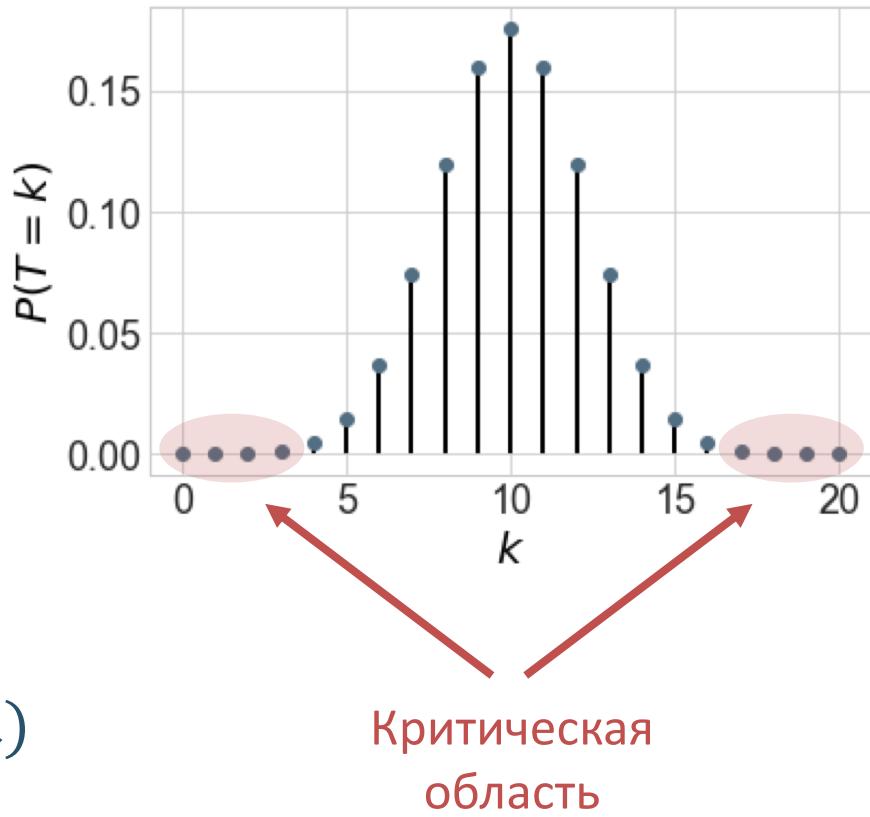
$X_1, \dots, X_n \sim iid$

$H_0: Med(X) = m_0$

$H_a: Med(X) \neq m_0$

Критерий для проверки:

$$T = \sum_{i=1}^n [X_i > m_0] \sim Bin(0.5, n)$$



Задача о попугаях

Пример: есть данные о говорливости попугаев (слов в день), правда ли, что в среднем попугай говорят больше 5 слов?

6, 4, 4, 7, 8

1, 0, 0, 1, 1

$$T_{\text{набл.}} = 3 \quad < \quad T_{\text{кр.}} = T_{1-\alpha} = 5$$

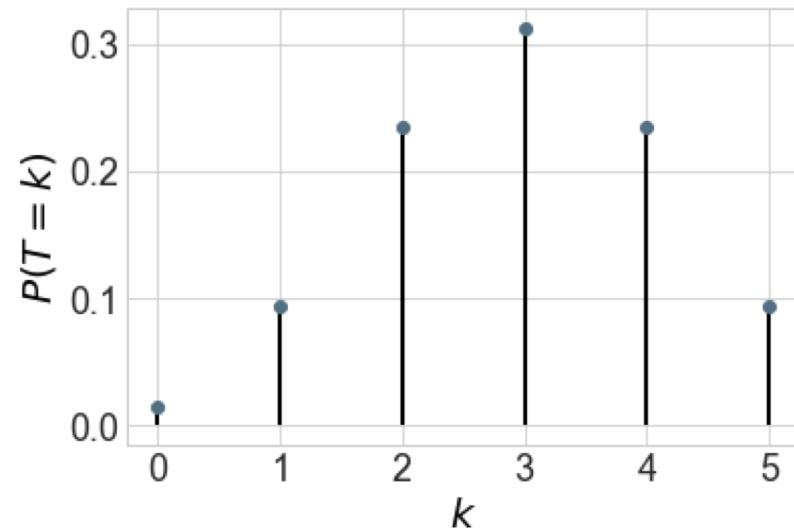
$$H_0: Med(X) = 5$$

$$H_a: Med(X) > 5$$

$$\alpha = 0.05$$



Гипотеза
не отвергается



Критерии знаков (двухвыборочный)

$X_1, \dots, X_n \sim iid$

$Y_1, \dots, Y_n \sim iid$

Выборки связанные

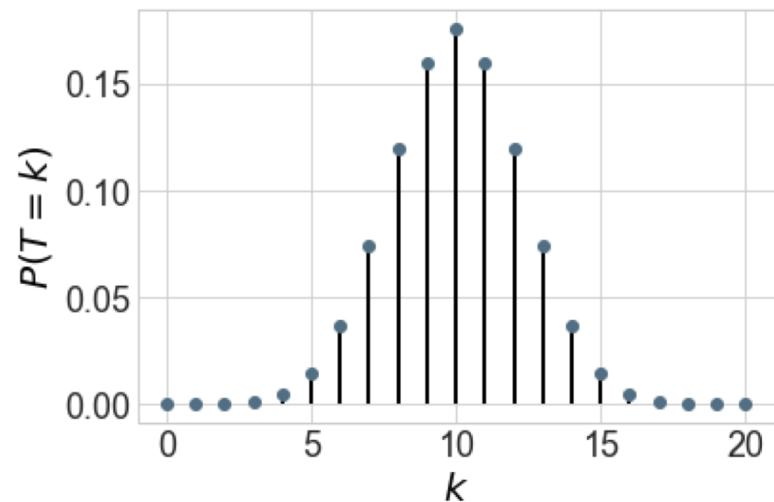
$H_0: \mathbb{P}(X > Y) = 0.5$

$H_a: \mathbb{P}(X > Y) \neq 0.5$

Критерий для проверки:

$$T = \sum_{i=1}^n [X_i > Y_i] \sim Bin(0.5, n)$$

! Снова превращаем выборки в нули и единицы, но немного другим способом



Задача про апелляцию

Пример: даны баллы студентов до и после апелляции.
Правда ли, что в среднем апелляция не повышает балл
за контрольную?

До: 48, 54, 67, 56, 55, 55, 90, 71, 72, 69

После: 47, 52, 60, 60 58, 60, 70, 81, 87, 60

0 0 0 1 1 1 0 1 1 0

$$T_{\text{набл.}} = 5$$

$$T_{\text{кр.}} = 8$$

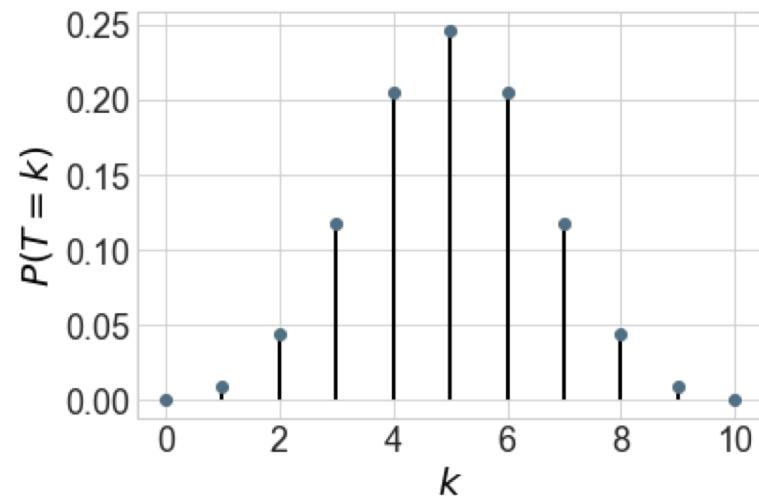
$$H_0: \mathbb{P}(X > Y) = 0.5$$

$$H_a: \mathbb{P}(X > Y) > 0.5$$

$$\alpha = 0.05$$



Гипотеза
не отвергается



Резюме

- Критерий знаков позволяет проверять гипотезу о равенстве медианы и отсутствии сдвига в связных выборках
- Критерий знаков игнорирует величину изменений и обращает внимание только на её направление
- Из-за этого происходит потеря части информации о выборке

Ранговые критерии

Идея критерия

- Критерии знаков превращают выборку в нули и единицы, из-за этого теряется информация
- Чтобы сохранить больше информации о выборке, можно превращать наблюдения в ранги

Ранг наблюдения

x_1, x_2, \dots, x_n – выборка

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

Правила выставления ранга:

1. Порядковый номер наблюдения – ранг
2. Если встречаются несколько одинаковых значений, им присваивается одинаковое значение ранга, равное среднему арифметическому их порядковых номеров

Критерии Уилкоксона (одновыборочный)

$X_1, \dots, X_n \sim iid$

$F_X(x)$ симметрична
относительно медианы

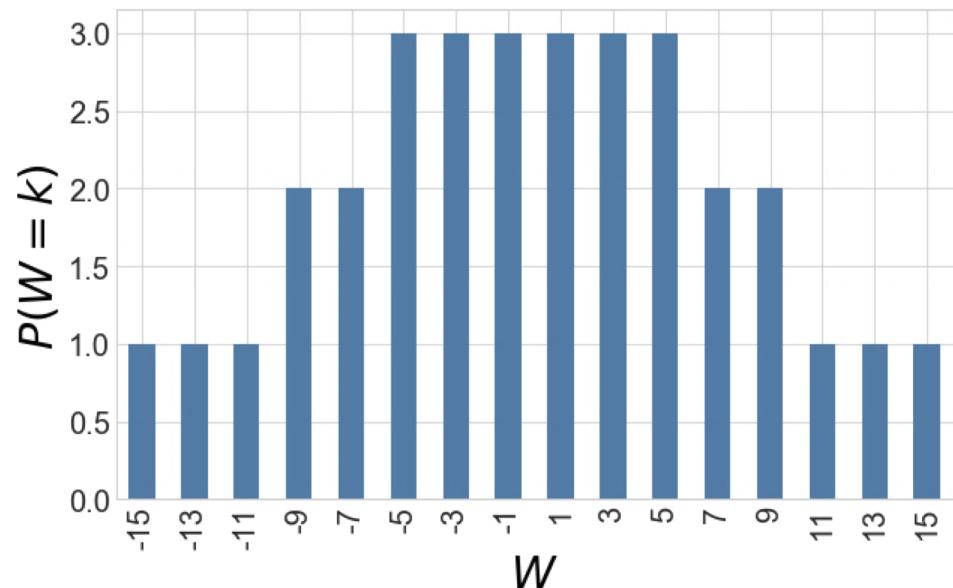
$H_0: Med(X) = m_0$

$H_a: Med(X) \neq m_0$



У статистики табличное
распределение

Распределение для $n = 5$



Критерий
для проверки:

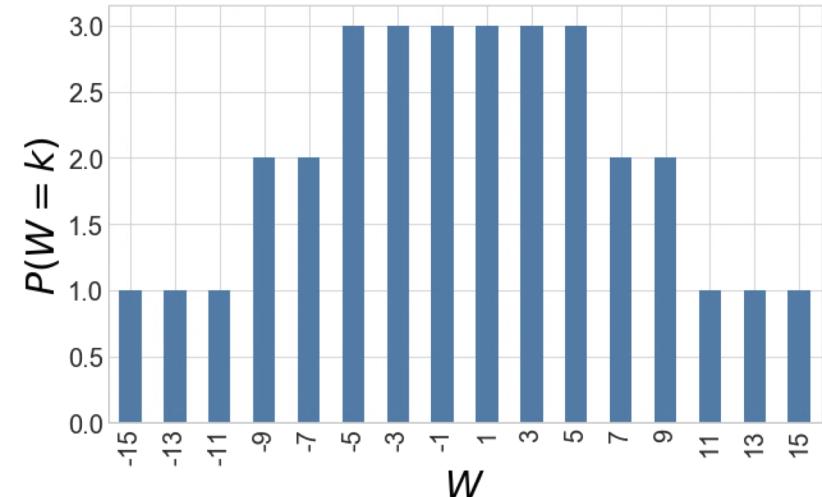
$$W = \sum_{i=1}^n rank(|X_i - m_0|) \cdot sign(X_i - m_0)$$

Распределение статистики

$$W = \sum_{i=1}^n rank(|X_i - m_0|) \cdot sign(X_i - m_0)$$

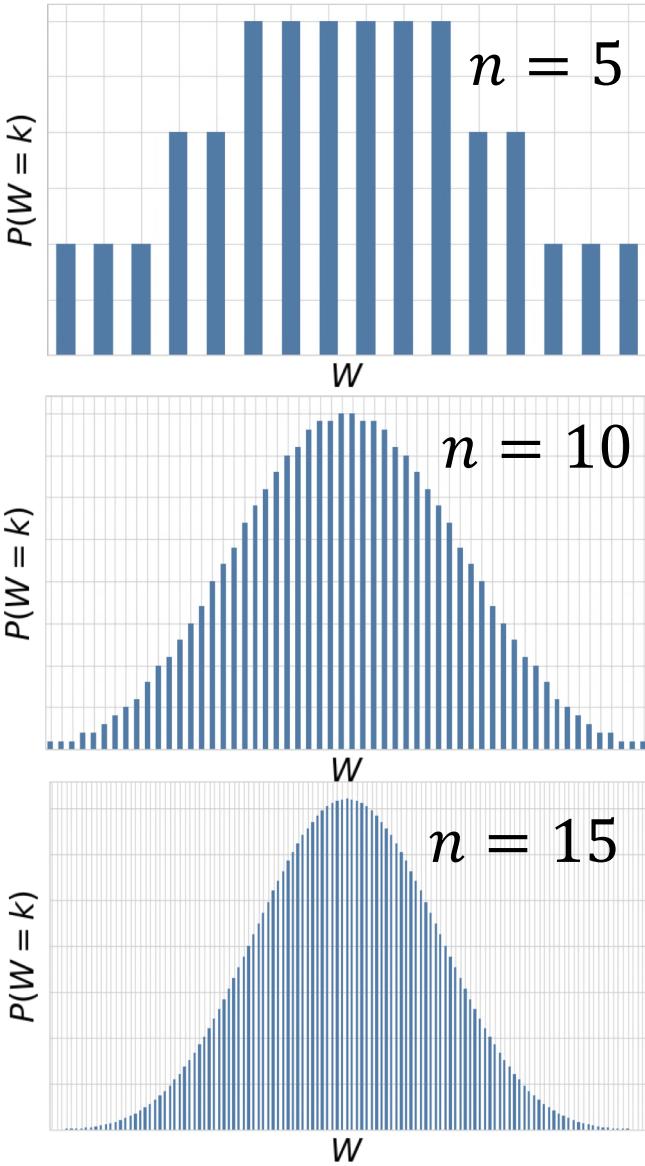
Пусть в выборке пять наблюдений:

1	2	3	4	5	
—	—	—	—	—	-15
+	—	—	—	—	-13
—	+	—	—	—	-11
...
—	+	+	+	+	13
+	+	+	+	+	15



Всего вариантов: 2^n

Апроксимация



При больших n пользуются нормальным приближением:

$$W \stackrel{asy}{\sim} N\left(0, \frac{n \cdot (n + 1) \cdot (2n + 1)}{6}\right)$$

Задача о попугаях

Пример: есть данные о говорливости попугаев (слов в день), правда ли, что в среднем попугай говорит больше 5 слов?

X_i	6	4	4	7	8	$m_0 = 5$
$ X_i - m_0 $	1	1	1	2	3	
$rank(X_i - m_0)$	2	2	2	4	5	
$sign(X_i - m_0)$	+	-	-	+	+	

$$\Rightarrow W_{\text{набл.}} = 7 \quad W_{\text{кр.}} = W_{1-\alpha} = 12$$



Гипотеза **не**
отвергается

$$W = \sum_{i=1}^n rank(|X_i - m_0|) \cdot sign(X_i - m_0)$$
$$\alpha = 0.05$$

Критерии Уилкоксона (двуихвыборочный)

$X_1, \dots, X_n \sim iid$

$Y_1, \dots, Y_n \sim iid$

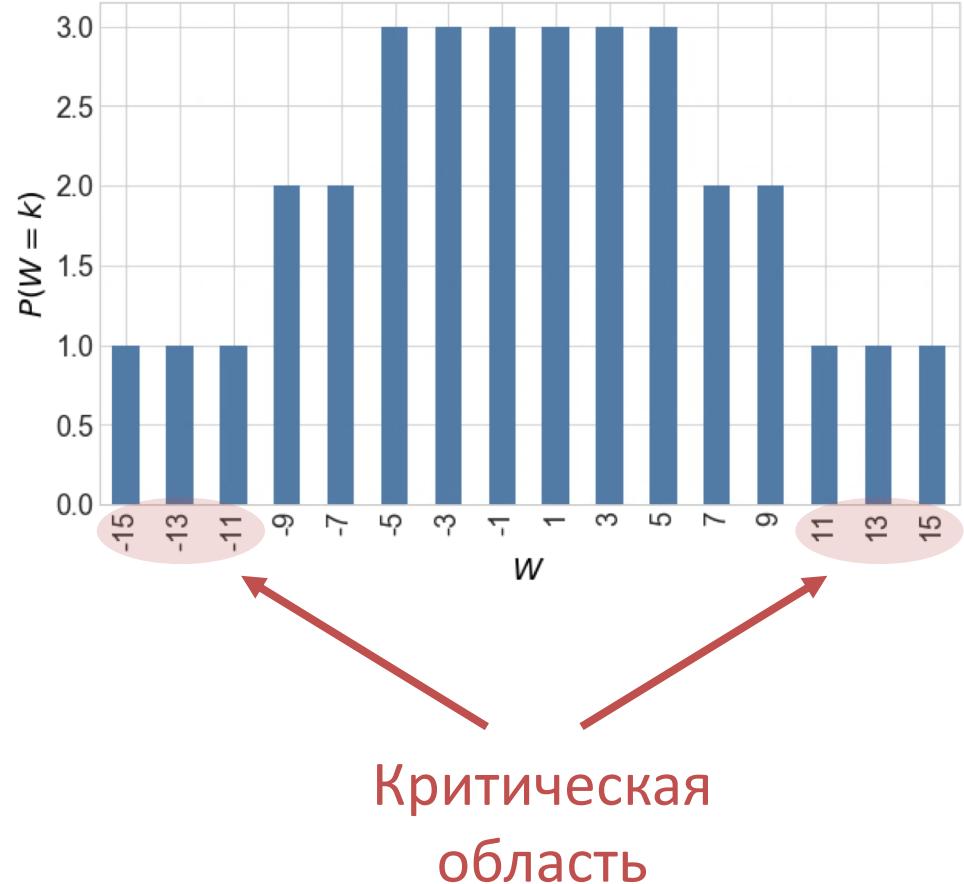
Выборки связанные

$H_0: Med(X - Y) = 0$

$H_a: Med(X - Y) \neq 0$

Критерий для проверки:

$$W = \sum_{i=1}^n rank(|X_i - Y_i|) \cdot sign(X_i - Y_i)$$



Критическая
область

Задача про апелляцию

Пример: даны баллы студентов до и после апелляции.
Правда ли, что в среднем апелляция не повышает балл
за контрольную?

До: 48, 54, 67, 56, 55, 55, 90, 71, 72, 69

После: 47, 52, 60, 60, 58, 60, 70, 81, 87, 60

$ X_i - Y_i $	1	2	7	4	3	5	20	10	15	9
$rank(X_i - Y_i)$	1	2	6	4	3	5	10	8	9	7
$sign(X_i - Y_i)$	+	+	+	-	-	-	+	-	-	+

$$\Rightarrow W_{\text{набл.}} = -3 \quad W_{\text{кр.}} = W_{1-\alpha} = 33$$



Гипотеза
не отвергается

$$W = \sum_{i=1}^n rank(|X_i - Y_i|) \cdot sign(X_i - Y_i)$$

Критерии Манна-Уитни (двуихвыборочный)

$$X_1, \dots, X_{n_x} \sim iid$$

$$Y_1, \dots, Y_{n_y} \sim iid$$

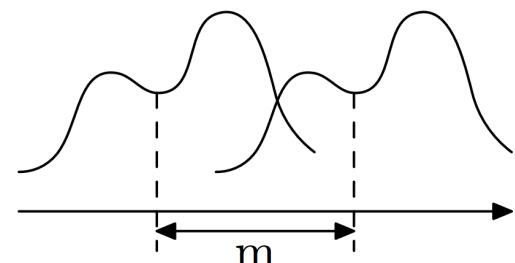
Распределения одинаковые по форме, различаются сдвигом

Выборки независимые

$$n_x \leq n_y$$

$$H_0: f_X(x) = f_Y(y)$$

$$H_a: f_X(x) = f_Y(y + m), m \neq 0$$



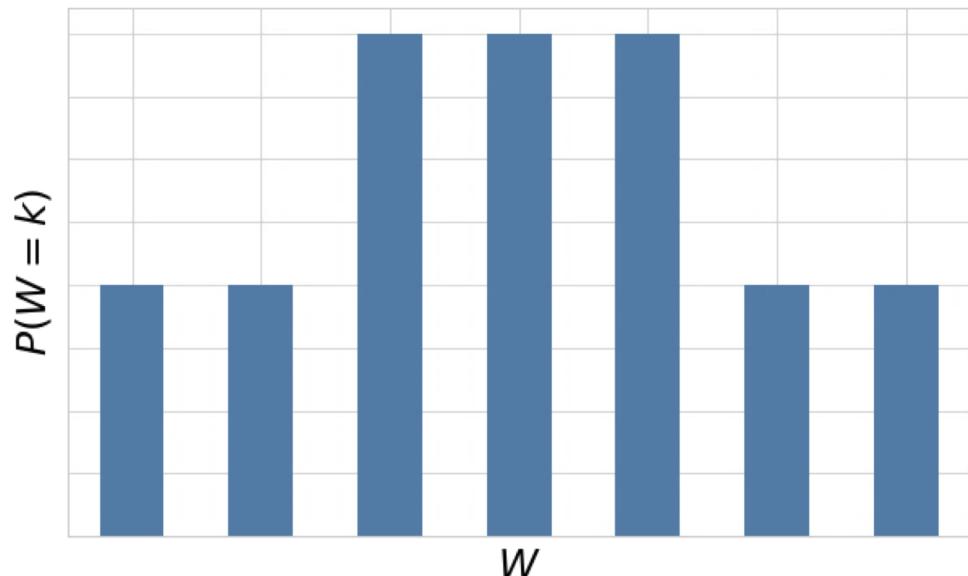
Объединим обе выборки в одну общую и посчитаем для всех чисел ранги

Критерий для проверки:

$$W = \sum_{i=1}^{n_x} rank(X_i)$$

Критерии Манна-Уитни (двуихвыборочный)

$rank(X)$	$rank(Y)$
$\{1, 2\}$	$\{3, 4, 5\}$
$\{1, 3\}$	$\{2, 4, 5\}$
$\{1, 4\}$	$\{2, 3, 5\}$
$\{1, 5\}$	$\{2, 3, 4\}$
$\{2, 3\}$	$\{1, 4, 5\}$
...	...



Всего $C_{n_x+n_y}^{n_x}$ вариантов

- Распределение статистики снова оказывается табличным
- Для больших объёмов выборки можно использовать нормальное приближение

Задача про кофе

Пример: две группы людей принимают препарат перед забегом на сто метров

Кофеин: 12, 10

Плацебо: 13, 11, 14

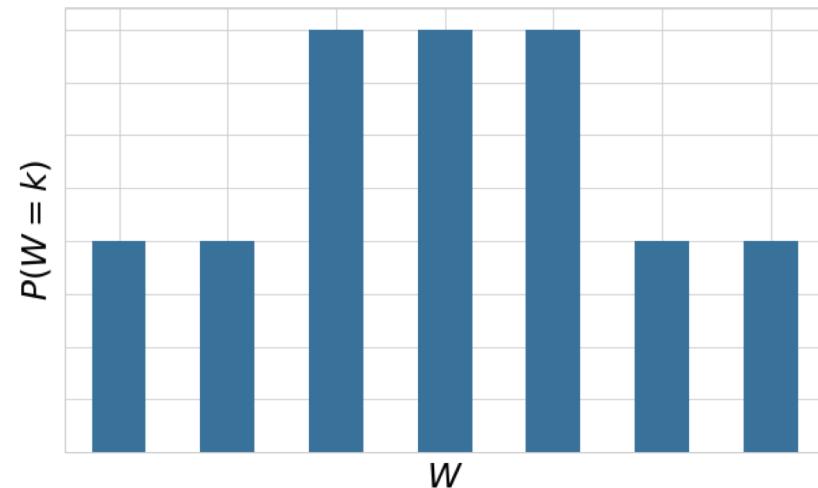
12, 10, 13, 11, 14
3 1 4 2 5

$$W_{\text{набл.}} = 3 + 1 = 4$$

$$W_{\text{кр.}} = W_{1-\alpha} = 8$$



Гипотеза,
что влияния
нет **не отвергается**



Резюме

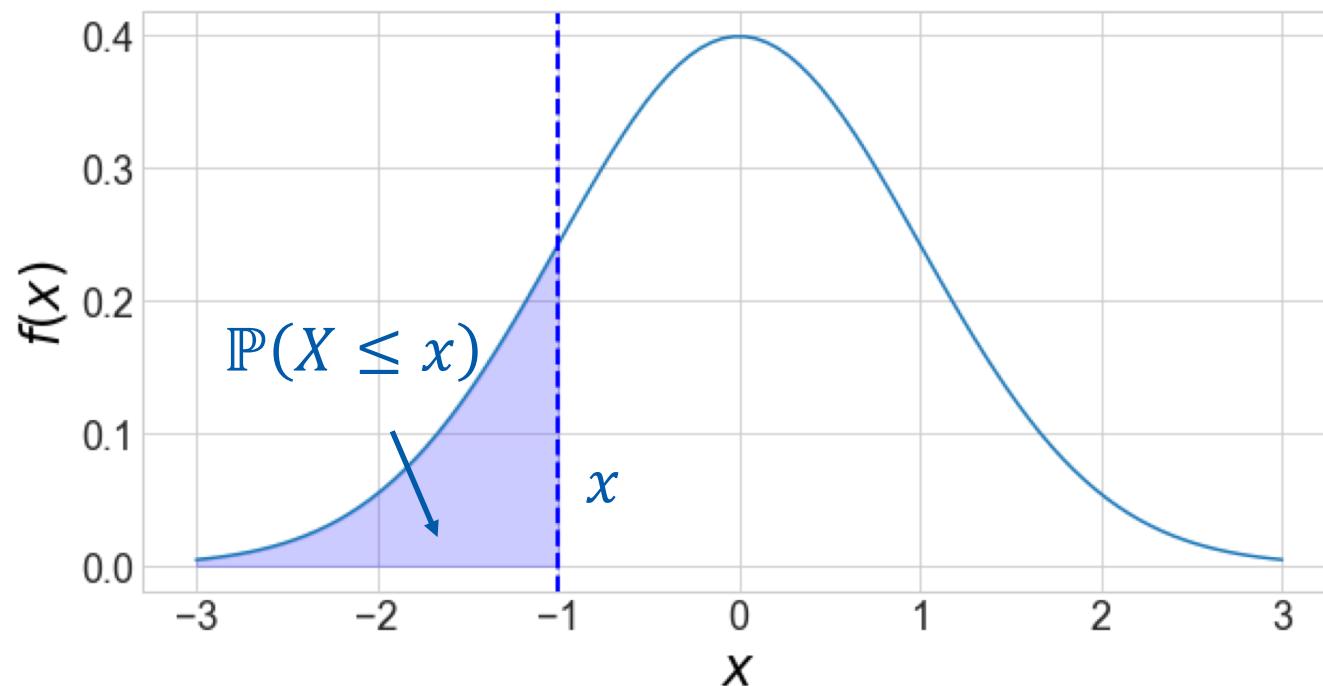
- Ранговые критерии превращают выборку в ранги наблюдений и позволяют сохранить больше информации
- Чтобы сохранить информацию, приходится делать дополнительные предположения
- Предположений о законе распределения, по-прежнему, не требуется

Эмпирическая функция распределения

Функция распределения

Функция распределения – функция, которая определяет вероятность события $X \leq x$, то есть

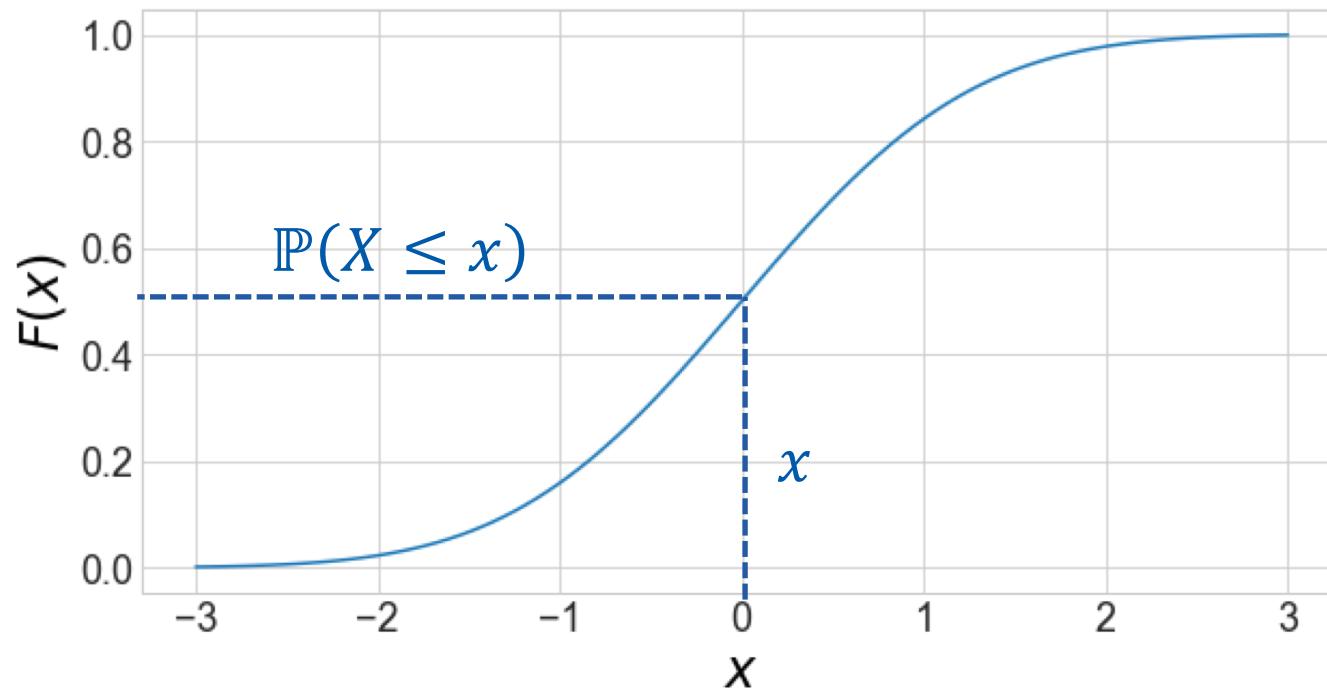
$$F(x) = \mathbb{P}(X \leq x) = \int_{-\infty}^x f(t) \, dt, f(t) \text{ – плотность}$$



Функция распределения

Функция распределения – функция, которая определяет вероятность события $X \leq x$, то есть

$$F(x) = \mathbb{P}(X \leq x) = \int_{-\infty}^x f(t) \, dt, f(t) \text{ – плотность}$$



Эмпирическая функция распределения

Функция распределения – функция, которая определяет вероятность события $X \leq x$, то есть

$$F(x) = \mathbb{P}(X \leq x)$$

Эмпирическая функция распределения – функция, которая определяет для каждого x частоту события $X \leq x$, то есть

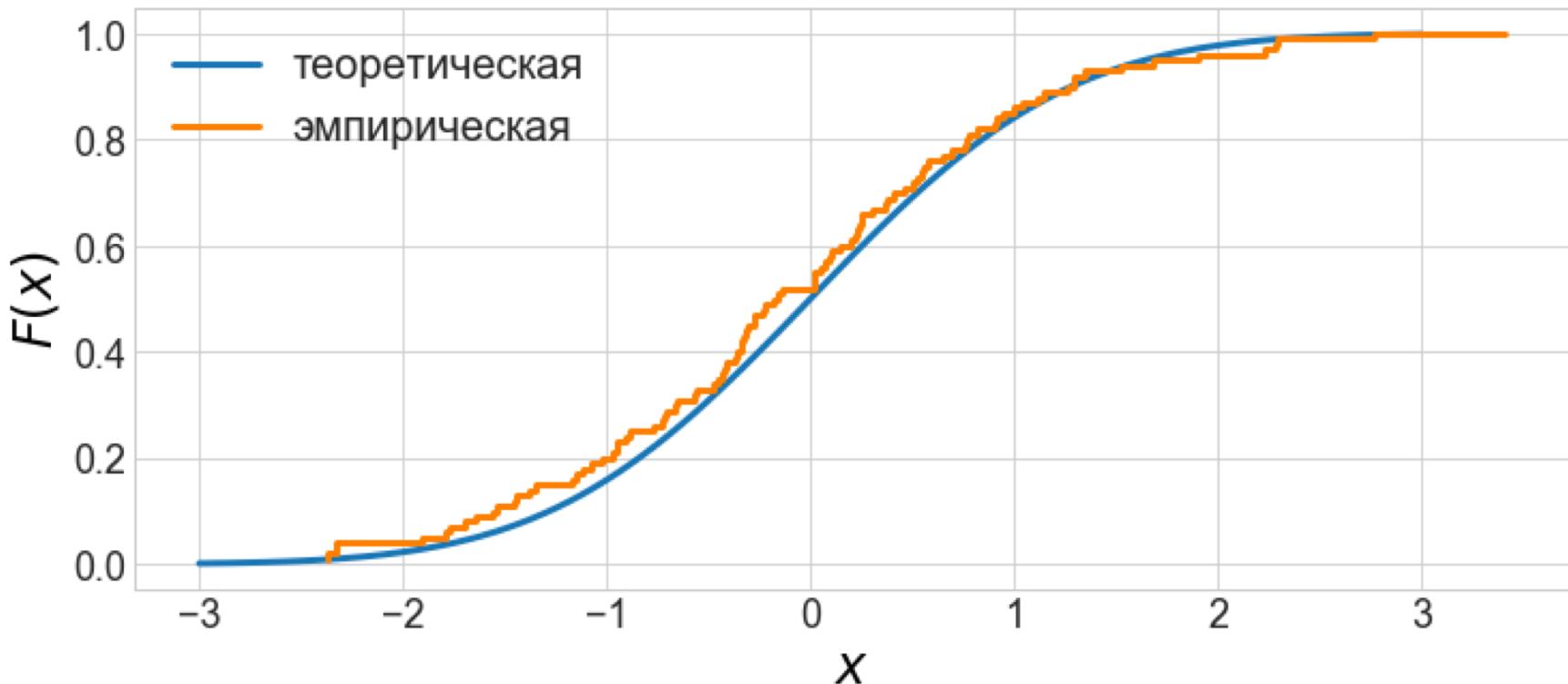
$$\hat{F}_n(x) = \widehat{\mathbb{P}}(X \leq x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [X_i \leq x],$$

где $[]$ – индикаторная функция, то есть:

$$[X_i \leq x] = \begin{cases} 1, & X_i \leq x \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

Эмпирическая функция распределения

Чем больше выборка, тем чаще ступеньки и тем больше эмпирическая функция распределения похожа на теоретическую.



Эмпирическая функция распределения

Эмпирическая функция распределения – статистика, оцениваемая по данным



Какими свойствами
она обладает?

Свойства эмпирической функции распределения

1. Несмешённость: $\mathbb{E}(\hat{F}_n(x)) = F_X(x)$

Эмпирическая функция распределения

$$\mathbb{E}(\hat{F}_n(x)) = \mathbb{E}\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [X_i \leq x]\right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{E}([X_i \leq x]) =$$

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (1 \cdot \mathbb{P}(X_i \leq x) + 0 \cdot \mathbb{P}(X_i > x)) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{P}(X_i \leq x) =$$

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n F_X(x) = \frac{1}{n} \cdot n \cdot F_X(x) = F_X(x)$$

Свойства эмпирической функции распределения

1. Несмешённость: $\mathbb{E}(\hat{F}_n(x)) = F_X(x)$
2. Состоятельность: $\operatorname{plim}_{n \rightarrow \infty} \hat{F}_n(x) = F_X(x)$

Эмпирическая функция распределения

$$\hat{F}_n(x) = \widehat{\mathbb{P}}(X \leq x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [X_i \leq x] =$$
$$= \frac{[X_1 \leq x] + \cdots + [X_n \leq x]}{n} \xrightarrow{p} F_X(x) \text{ при } n \rightarrow \infty$$

По ЗБЧ наша оценка состоятельна

Свойства эмпирической функции распределения

1. Несмешённость: $\mathbb{E}(\hat{F}_n(x)) = F_X(x)$

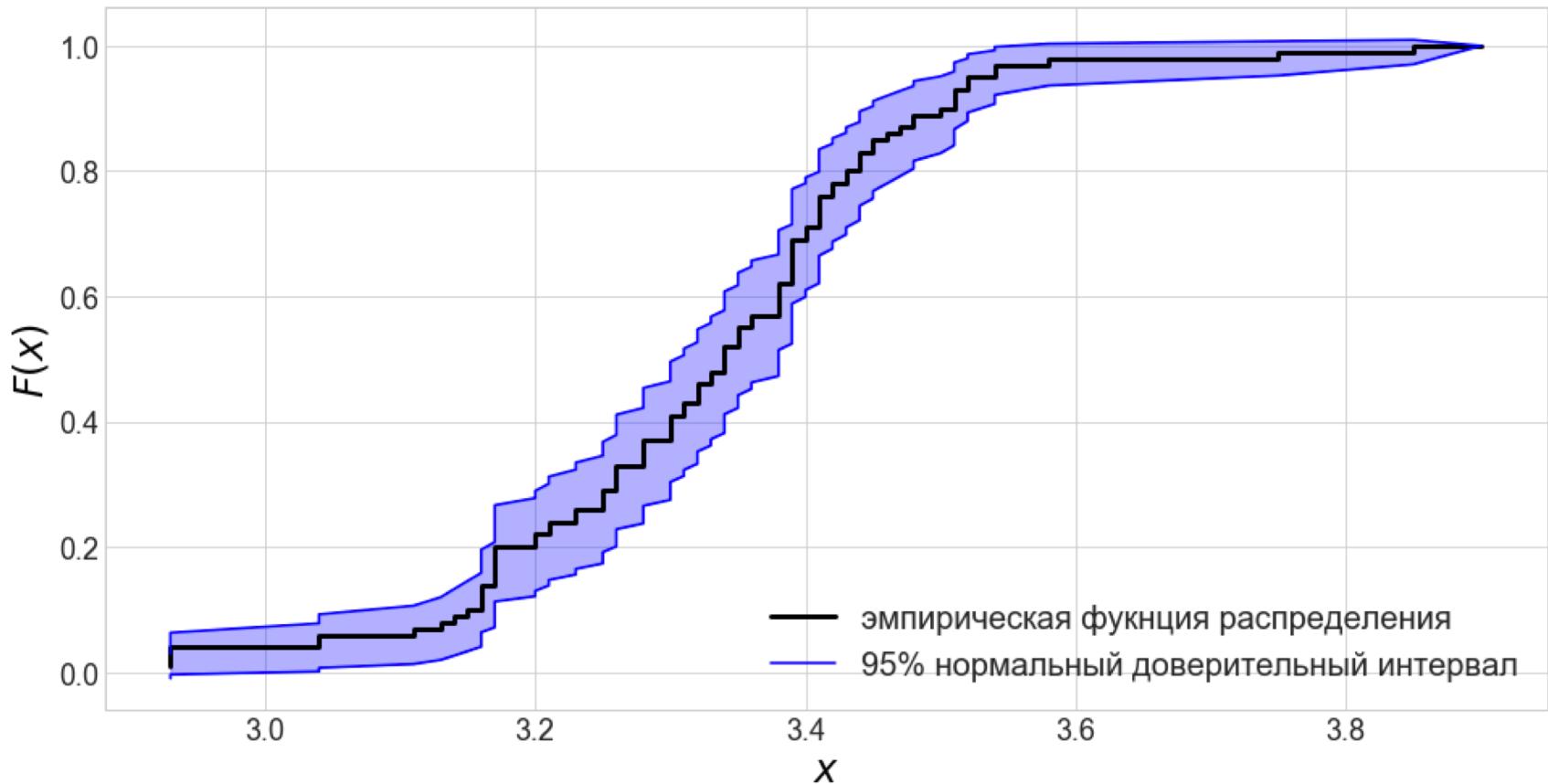
2. Состоятельность: $\operatorname{plim}_{n \rightarrow \infty} \hat{F}_n(x) = F_X(x)$

3. Асимптотическая нормальность:

$$\hat{F}_n(x) \stackrel{asy}{\sim} N\left(F_X(x), \frac{\hat{F}_n(x) \cdot (1 - \hat{F}_n(x))}{n}\right)$$

Нормальный доверительный интервал

ЦПТ помогает построить доверительный интервал для эмпирической функции распределения в каждой точке



Критерии согласия

- **Критерии согласия** – критерий о виде неизвестного закона распределения

$$H_0: X \sim F_X(x)$$

H_a : гипотеза H_0 неверна

- Распределение случайной величины описывается её функцией распределения

$$H_0: F_X(x) = F_0(x)$$

$$H_a: F_X(x) \neq F_0(x)$$

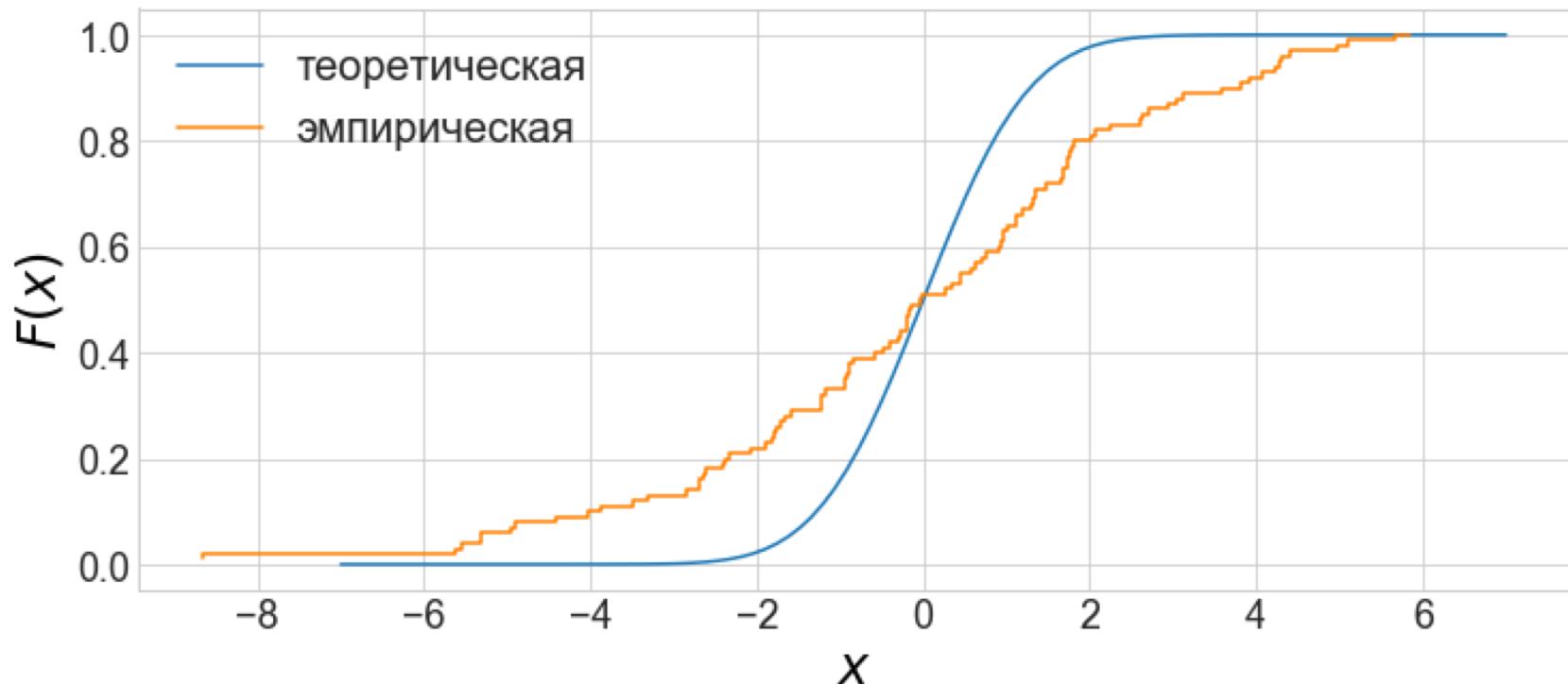
- Параметры неизвестного закона распределения мы фиксируем как нулевую гипотезу

Критерии согласия

- Критерии о неизвестных законах распределения строятся по аналогии с параметрическими
- У нас в распоряжении есть выборка, по ней мы оценили эмпирическую функцию распределения $\hat{F}_n(x)$
- Надо понять насколько она отличается от $F_0(x)$, то есть надо посчитать расстояние между функциями и узнать его распределение

Расстояние между функциями

- Как измерить расстояние между двумя функциями?
- Разные способы сделать это \Rightarrow разные критерии

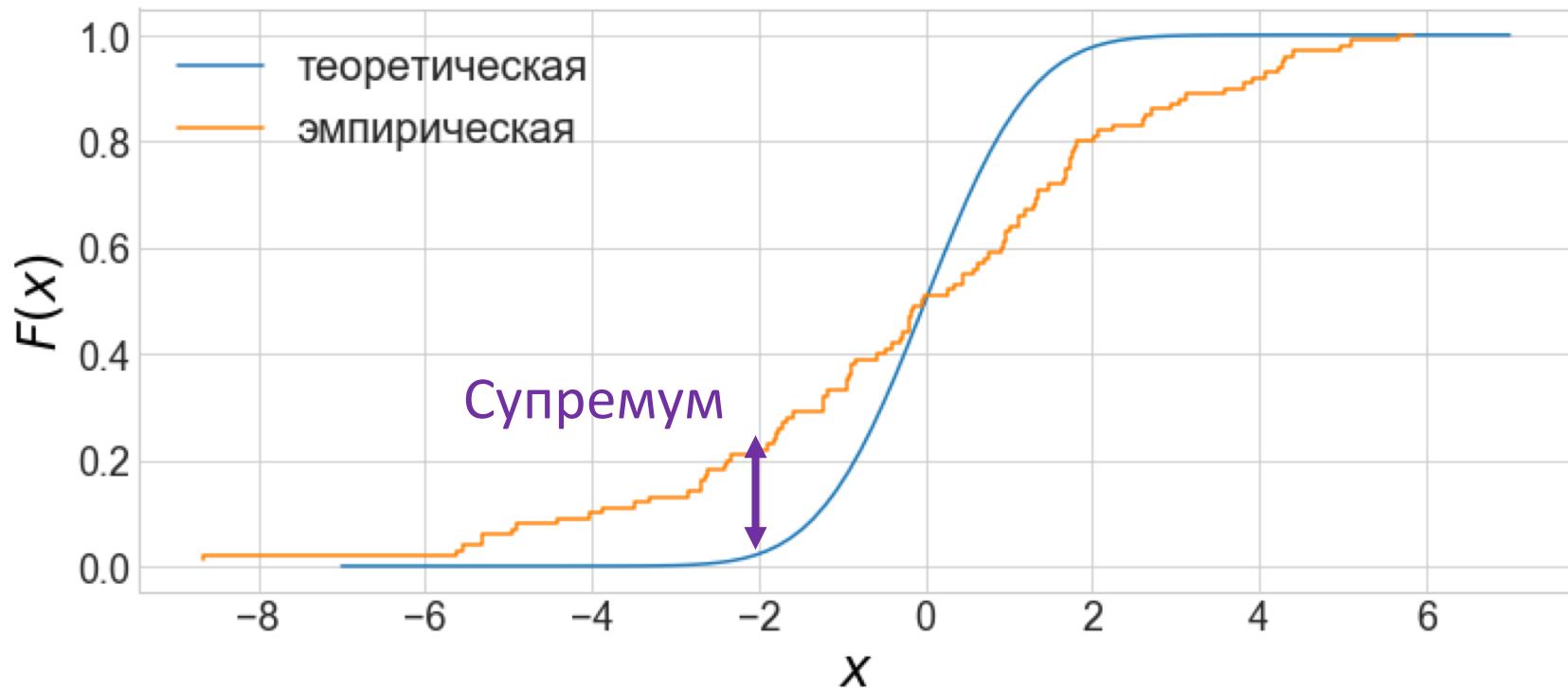


Критерий Колмогорова

Критерий Колмогорова

- Можно найти между ними самое большое расстояние:

$$D_n(X_1, \dots, X_n) = \sup_x |F_0(x) - \hat{F}_n(x)|$$



Теорема Колмогорова

Статистика Колмогорова:

$$D_n(X_1, \dots, X_n) = \sup_x |F_0(x) - \hat{F}_n(x)|$$

При справедливости нулевой гипотезы, распределение статистики D_n одинаково для любых **непрерывных** распределений, при этом его функция распределения:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(\sqrt{n} \cdot D_n \leq z) = 1 + 2 \sum_{k=1}^{\infty} (-1)^k e^{-2k^2z^2}$$



Распределение Колмогорова –
наш новый союзник, на её основе
мы можем построить критерий

Критерий Колмогорова

$X_1, \dots, X_n \sim iid F_X(x)$

$H_0: F_X(x) = F_0(x)$

$H_a: F_X(x) \neq F_0(x)$

Критерий для проверки:

$$K_n = \sqrt{n} \cdot \sup_x |F_0(x) - \hat{F}_n(x)|$$

$K_n \underset{H_0}{\overset{asy}{\sim}}$ распределение Колмогорова



$K_{\text{набл.}} > K_{1-\alpha}$



Критерий применяется только для непрерывных распределений



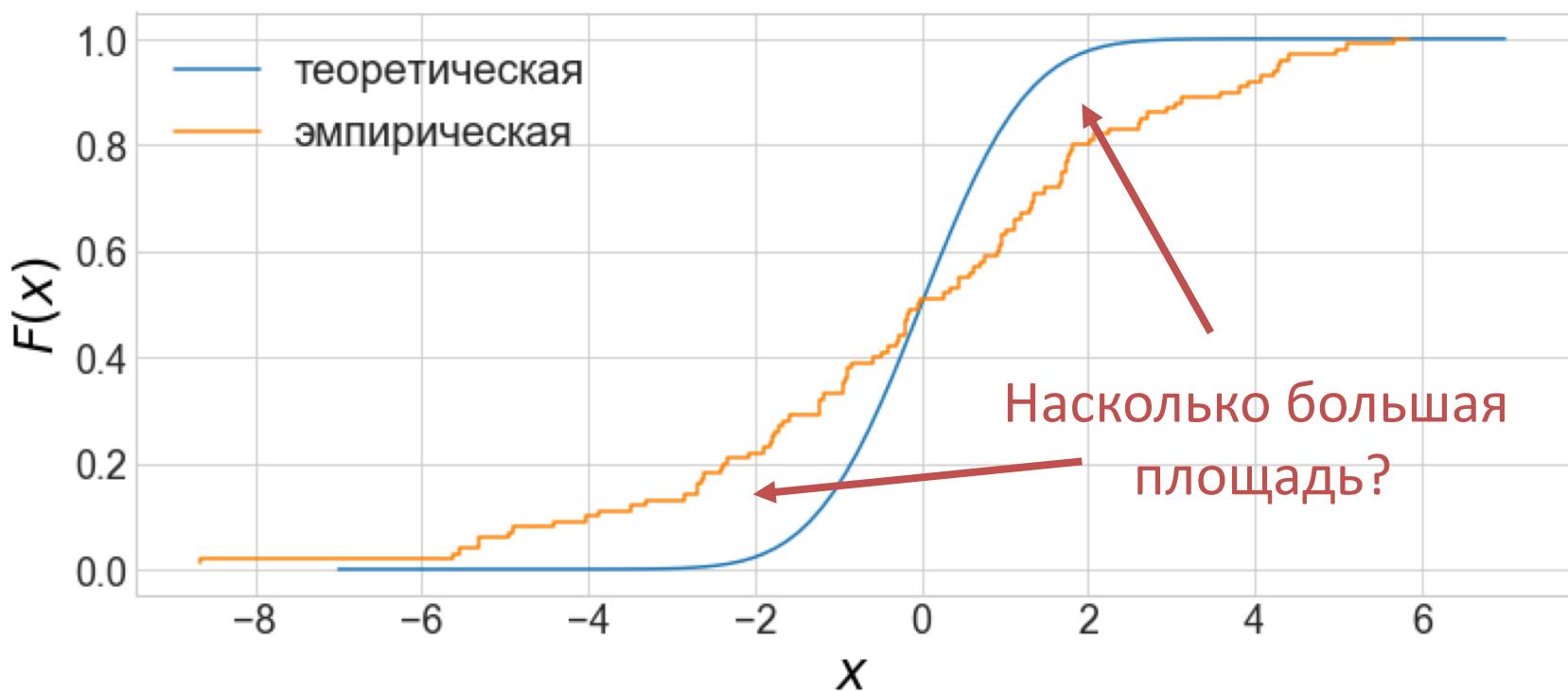
$K_{\text{набл.}} \leq K_{1-\alpha}$

- Критические значения рассчитываются по таблицам, составленным для распределения Колмогорова

Другие способы искать расстояние

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(F_0(x)) \cdot [F_0(x) - \hat{F}_n(x)]^2 \cdot f_0(x) dx$$

функция - вес
усредняем по распределению
чем больше разница,
тем выше штраф



Критерий Крамера-Мизеса

$$\int_{-\infty}^{+\infty} 1 \cdot [F_0(x) - \hat{F}_n(x)]^2 \cdot f_0(x) dx$$

- Чем больше разница между функциями, тем выше штраф
- Разница усредняется по всем возможным значениям случайной величины
- Хорошо улавливает разницу в области “типовых значений” случайной величины

Критерий Андерсона-Дарлинга

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{F_0(x)(1 - F_0(x))} \cdot [F_0(x) - \hat{F}_n(x)]^2 \cdot f_0(x) dx$$

- При $F_0(x) \rightarrow 1$ или $F_0(x) \rightarrow 0$ дополнительный множитель оказывается очень большим
- Получается, что основное внимание уделяется разнице “на хвостах” распределения
- Для подобных критериев также известны предельные распределения, которыми можно пользоваться для проверки гипотез

Гипотезы об однородности выборок

$$X_1, \dots, X_{n_x} \sim iid F_X(x)$$

$$Y_1, \dots, Y_{n_y} \sim iid F_Y(x)$$

- Гипотезы о том, что выборки сделаны из одного и того же распределения

$$H_0: F_X(x) = F_Y(x)$$

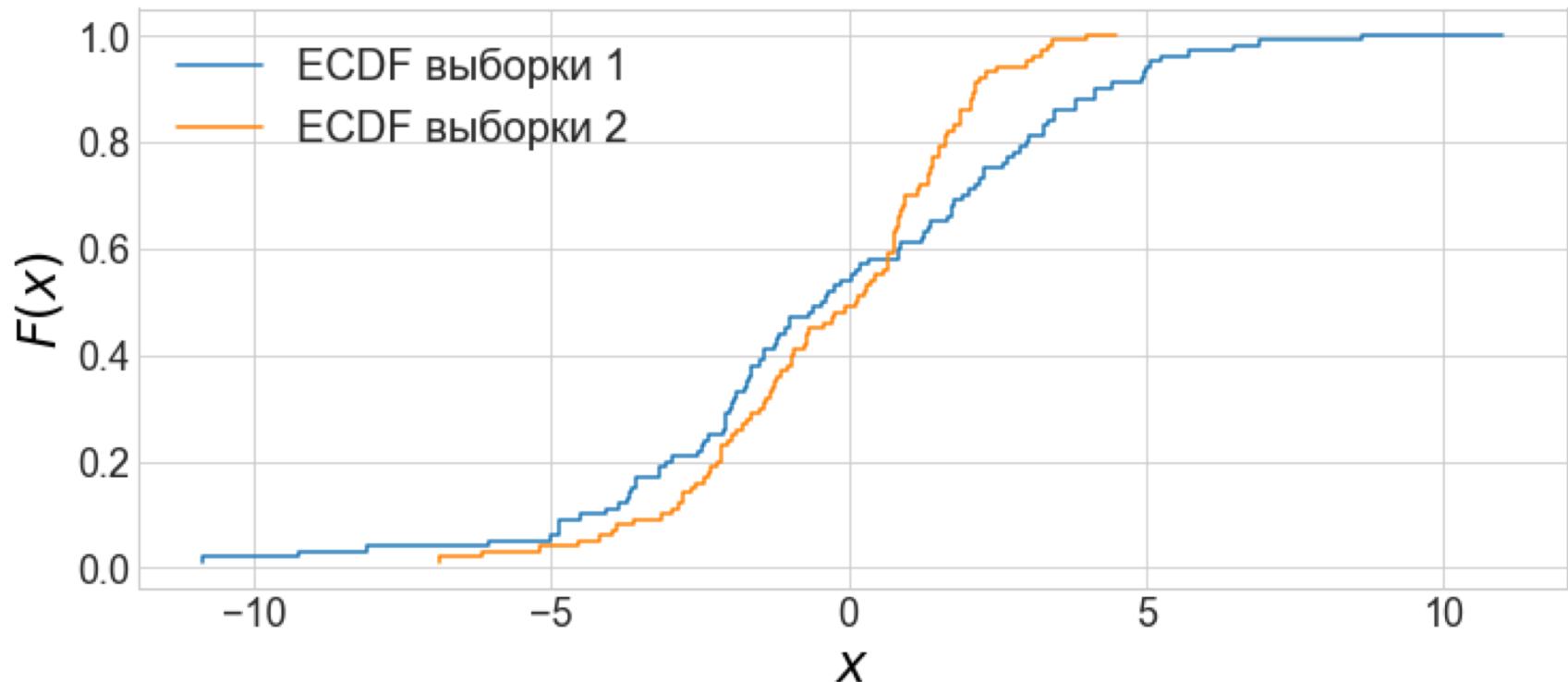
$$H_a: F_X(x) \neq F_Y(x)$$

- Для проверки этой гипотезы можно использовать ту же самую идею, но расстояние надо будет считать между эмпирическими функциями распределения

Критерий Колмогорова-Смирнова

Снова будем искать супремум, но уже между эмпирическими функциями

$$D_n = \sup_x | \hat{F}_X(x) - \hat{F}_Y(x) |$$



Критерий Колмогорова-Смирнова

Снова будем искать супремум, но уже между эмпирическими функциями

$$D_n = \sup_x | \hat{F}_X(x) - \hat{F}_Y(x) |$$

- Статистика

$$\sqrt{\frac{n_x \cdot n_y}{n_x + n_y}} \cdot D_n$$

при $n_x, n_y \rightarrow \infty$ имеет распределение Колмогорова

- Она используется для проверки гипотезы об однородности выборок

Резюме

- Чтобы проверять гипотезы о распределениях, нужно научиться считать между ними расстояния
- Критерий Колмогорова ищет расстояние как супремум и позволяет проверять гипотезы о распределении и однородности выборок
- Критерии Крамера-Мизеса и Андерсона-Дарлинга помогают специфицировать критерий либо для "средиземья" либо для "крайнеземья" (хвостов)

Резюме

- Эти критерии работают только для непрерывных распределений
- Неизвестные параметры распределения фиксируются в нулевой гипотезе
- Если мы оцениваем параметры по выборке, распределения Колмогорова не будет одинаковым для всех распределений
- Для различных распределений можно строить уточнения теста Колмогорова

Критерий Пирсона

Критерий Пирсона

- Критерий Колмогорова работает только для непрерывных распределений
- Для проверки гипотез о дискретных распределениях используется критерий Пирсона

$$H_0: F_X(x) = F_0(x)$$

$$H_a: F_X(x) \neq F_0(x)$$

- Критерий Пирсона считает расстояние между распределениями с помощью сверки теоретических и эмпирических частот между собой

Критерий Пирсона

- Выборка X_1, \dots, X_n из дискретного распределения
- Предполагаем, что случайная величина принимает s значений с какими-то вероятностями
(В общем случае: разбиваем множество значений сл. в. на s интервалов)

X	z_1	z_2	...	z_s	- возможные значения (интервалы)
$\mathbb{P}(X = z)$	$p_1(\theta)$	$p_2(\theta)$...	$p_s(\theta)$	- теоретические вероятности
$\#(X_i = z)$	v_1	v_2	...	v_s	- эмпирические частоты

- Нужно сравнить все эмпирические частоты с теоретическими
- $\hat{\theta}$ – состоятельная оценка параметров распределения
- k – их количество

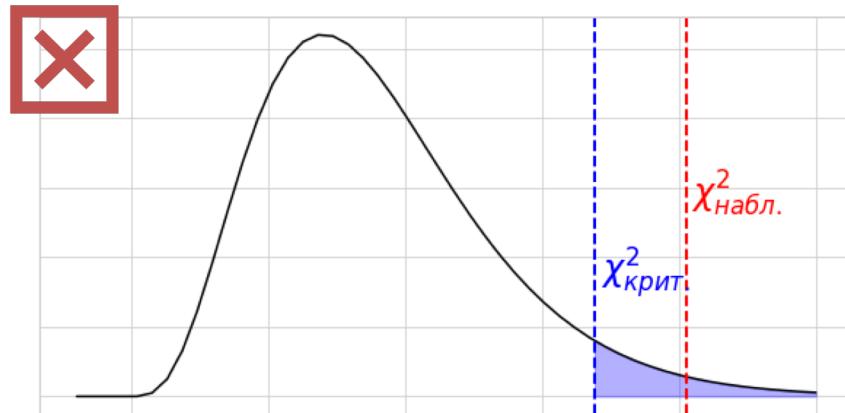
$$\sum_{j=1}^s \frac{(v_j - n \cdot p_j(\hat{\theta}))^2}{n \cdot p_j(\hat{\theta})} \stackrel{\text{asy}}{\underset{H_0}{\sim}} \chi_{s-k-1}^2$$

Критерий Пирсона

$X_1, \dots, X_n \sim iid F_X(x)$

$H_0: F_X(x) = F_0(x)$

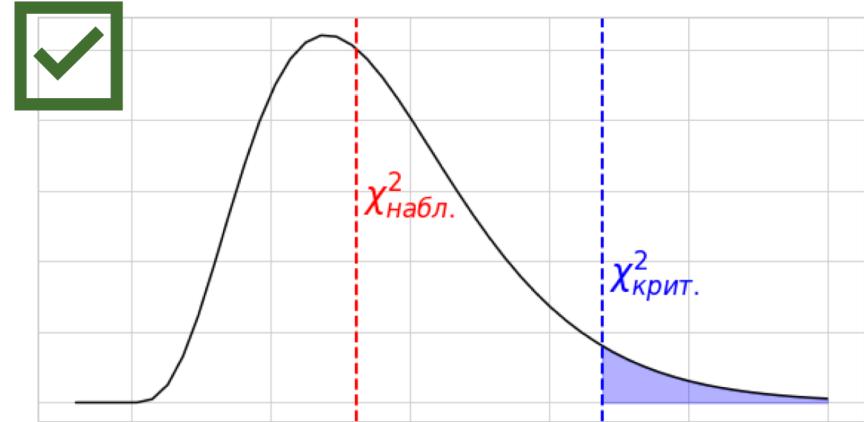
$H_a: F_X(x) \neq F_0(x)$



$$\chi^2_{\text{набл.}} > \chi^2_{s-k-1}(1 - \alpha)$$

Критерий для проверки:

$$\sum_{j=1}^s \frac{(v_j - n \cdot p_j(\hat{\theta}))^2}{n \cdot p_j(\hat{\theta})} \stackrel{asy}{\underset{H_0}{\sim}} \chi^2_{s-k-1}$$



$$\chi^2_{\text{набл.}} \leq \chi^2_{s-k-1}(1 - \alpha)$$

! Критерий обычно применяют для дискретных распределений

Пример:

- X – Количество сделок на фондовой бирже за квартал для пятисот инвесторов

вместе, т.к. их мало

X	0	1	2	3	4	5	6	7
$\mathbb{P}(X = z)$	0.37	0.37	0.18	0.06			0.02	
$\#(x_i = z)$	199	170	87	31	9	2	1	1

$$H_0: X \sim Poiss(\lambda) \quad \hat{\lambda} = \bar{x} \approx 1 - \text{состоятельная оценка}$$

$$\sum_{j=1}^s \frac{(v_j - n \cdot p_j(\hat{\theta}))^2}{n \cdot p_j(\hat{\theta})} = \frac{(199 - 500 \cdot 0.37)^2}{500 \cdot 0.37} + \dots = 3.85$$

$$\chi^2_{s-k-1}(1-\alpha) = \chi^2_{5-1-1}(1-0.05) = \chi^2_3(0.95) = 7.8$$



Гипотеза о распределении Пуассона **не отвергается**

Критерий Пирсона

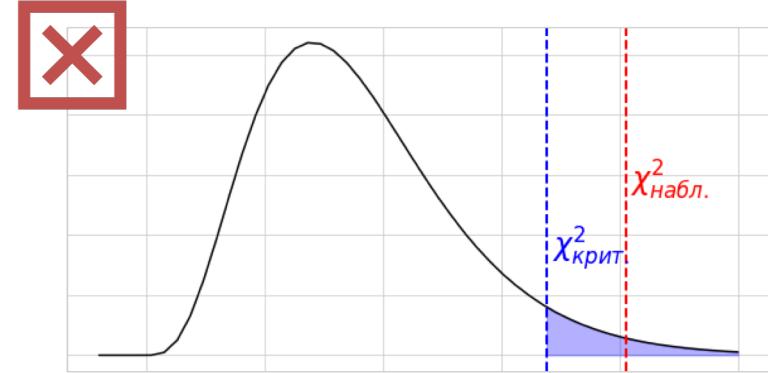
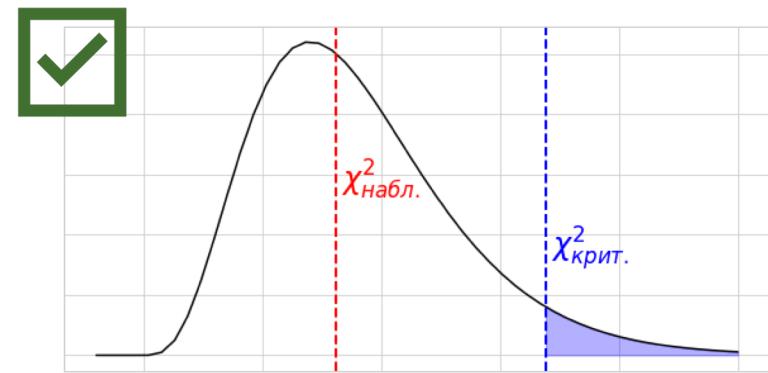
- Критерий Пирсона не состоятелен против всех альтернатив, т.е. бывают распределения, которые он не может отличить друг от друга
- Можно попробовать использовать критерий Пирсона для непрерывных распределений
- Для этого нужно будет разбить все возможные значения непрерывной случайной величины на бины (как на гистограмме)
- Результат работы теста будет зависеть от числа выбранных бинов \Rightarrow лучше пользоваться для непрерывных распределений другими критериями

Критерий Пирсона

- Нужно сравнивать эмпирические частоты между собой

X, Y	z_1	z_2	...	z_s
$\#(y_i = z)$	w_1	w_2	...	w_s
$\#(x_i = z)$	v_1	v_2	...	v_s

$$\sum_{j=1}^s \frac{\left(\frac{v_j}{n_x} - \frac{w_j}{n_y}\right)^2}{\frac{n_x + n_y}{n_x}} \stackrel{\text{asy}}{\underset{H_0}{\sim}} \chi^2_{s-1}$$



- Можно использовать критерий для непрерывных распределений, но тогда придется дробить данные на бины

Резюме

- Критерий Пирсона позволяет проверять гипотезы о виде распределения для дискретных случайных величин
- Его можно использовать и для непрерывных величин, но результат будет зависеть от числа выбранных групп

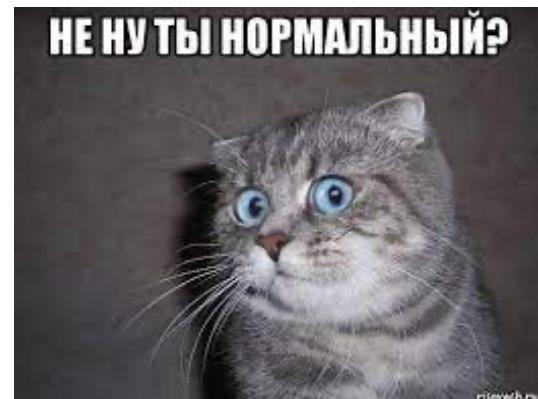
Проверка нормальности

Проверка нормальности

- Важный и большой класс задач представляет проверка принадлежности выборки семейству нормальных распределений, потому что многие мощные критерии требуют на вход именно его.
- Математически гипотеза формулируется так:

$$H_0: F(x) \in \{N(\mu, \sigma^2)\}$$

$$H_a: F(x) \notin \{N(\mu, \sigma^2)\}$$



Проверка нормальности

Может показаться, что задачу проверки нормальности можно решить при помощи критериев согласия, но есть два важных отличия:

1. Критерии проверки нормальности не требуют наличия оценки на параметры распределения.
2. Критерии проверки нормальности имеют большую мощность для данной задачи.

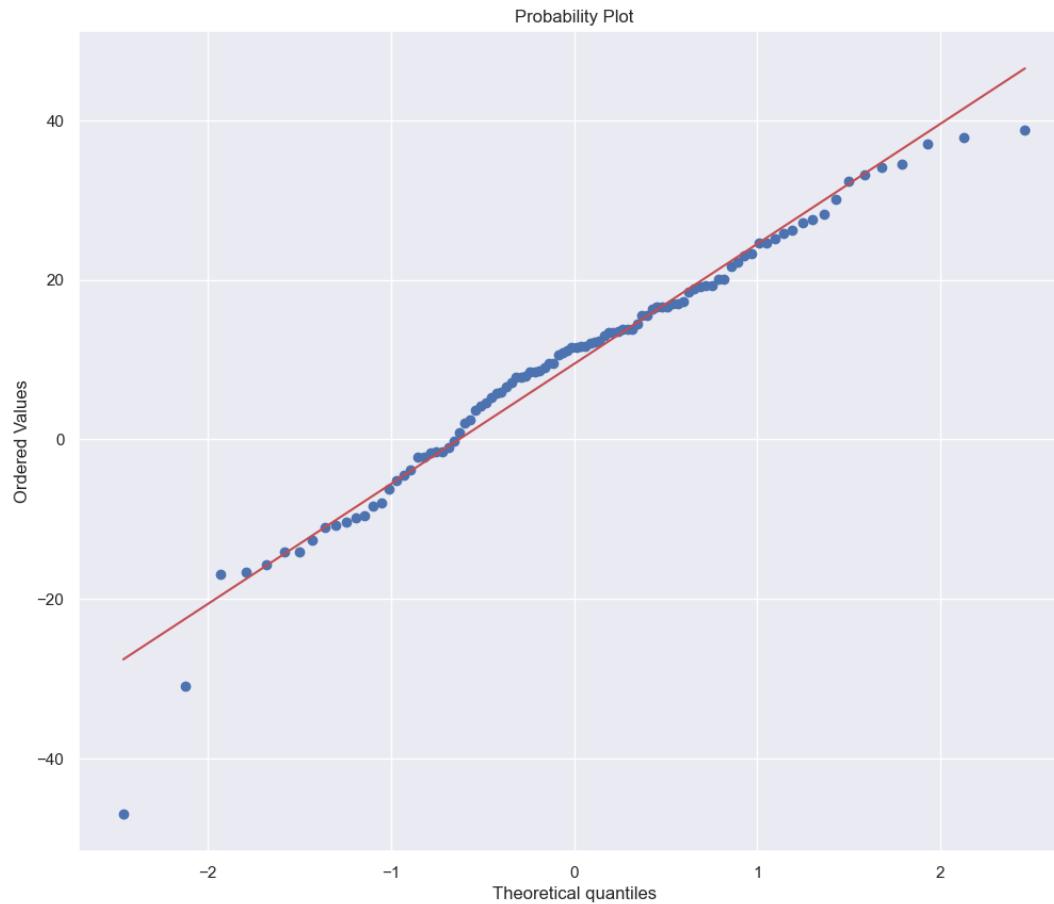
Способ 1: QQ-plot

QQ-plot («график квантиль-квантиль»,
https://en.wikipedia.org/wiki/Q–Q_plot) – визуальный способ проверки нормальности.

Способ построения: на график наносятся точки $\left(F_0 \left(\frac{k - 0.5}{n} \right), X_{(k)} \right)$, где F_0 - функция распределения стандартного нормального распределения. Если получилась прямая, то можно полагать, что выборка принадлежит нормальному распределению.

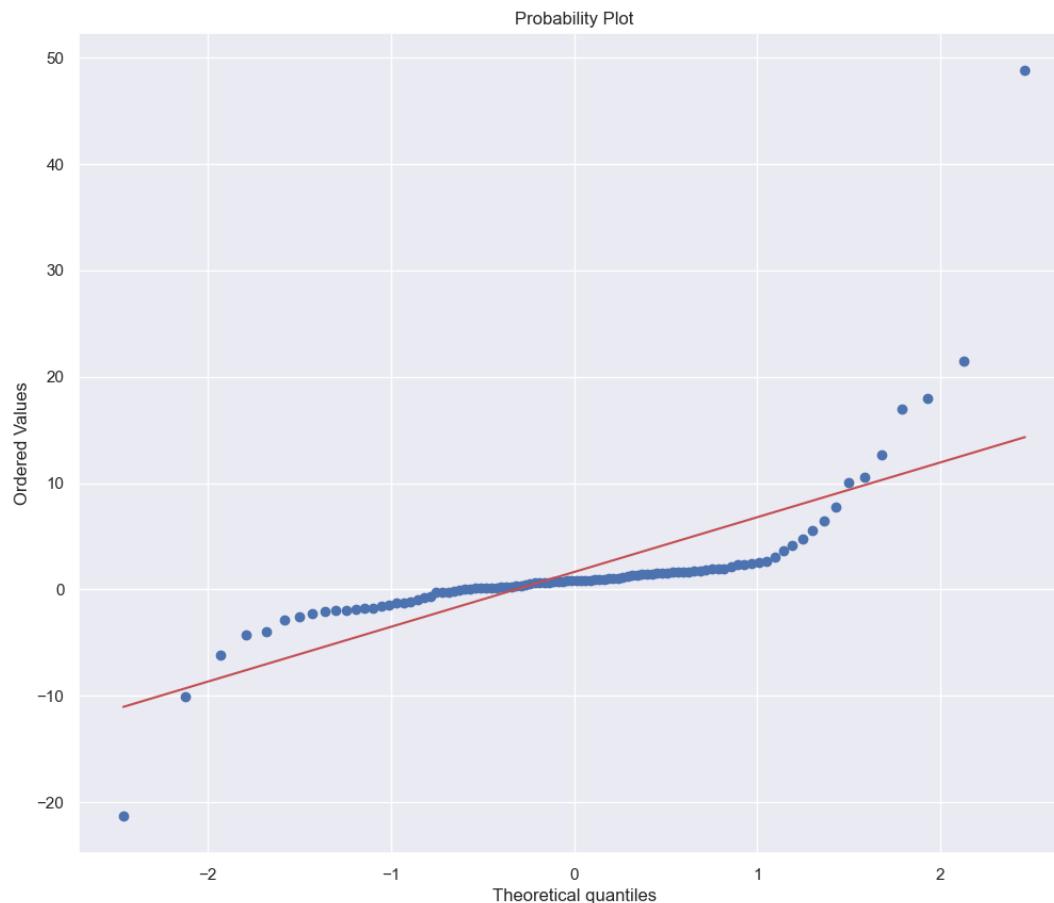
Важно: построение QQ-plot не является критерием!

QQ-plot для нормальной выборки



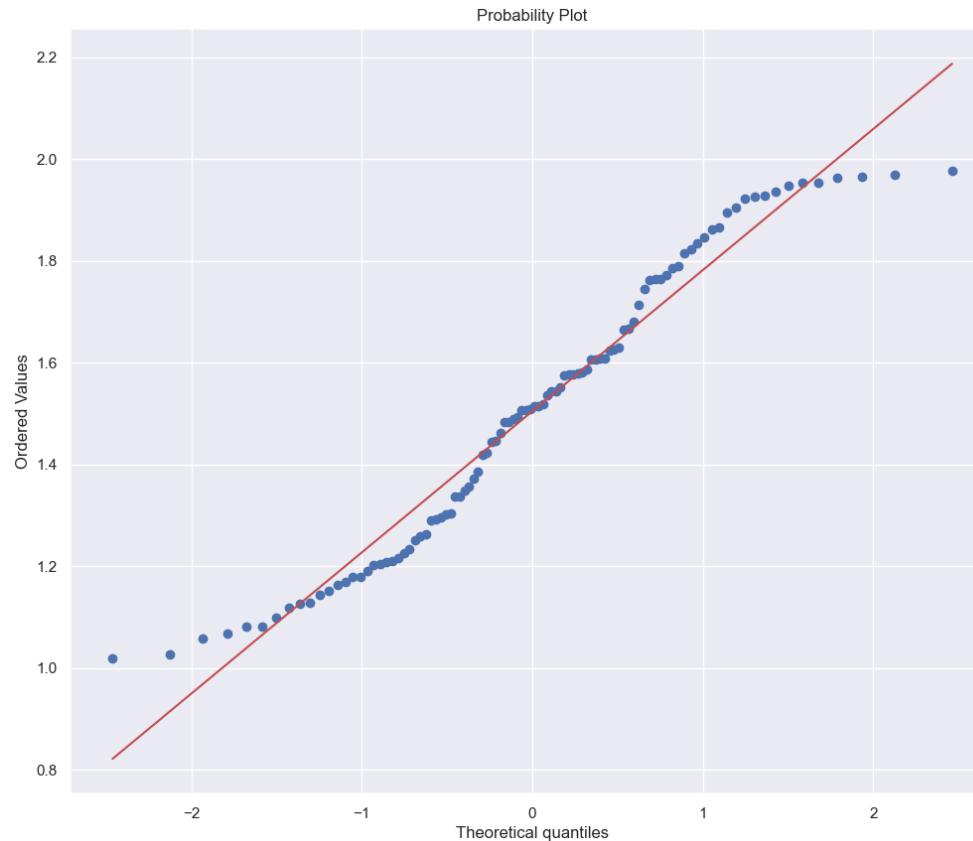
QQ-plot для выборки из распределения с тяжёлыми хвостами

Распределения Коши, Стьюдента, Парето, Лапласа...



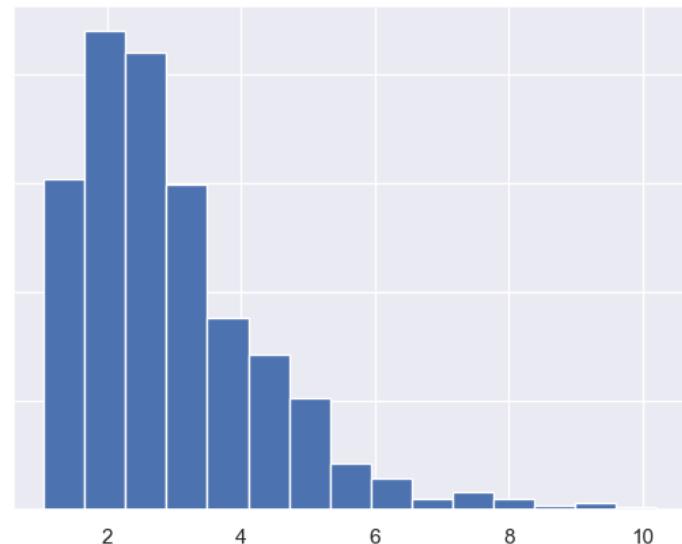
QQ-plot для выборки из распределения с лёгкими хвостами

Например, распределения с ограниченным носителем (равномерное, бета-распределение,...)

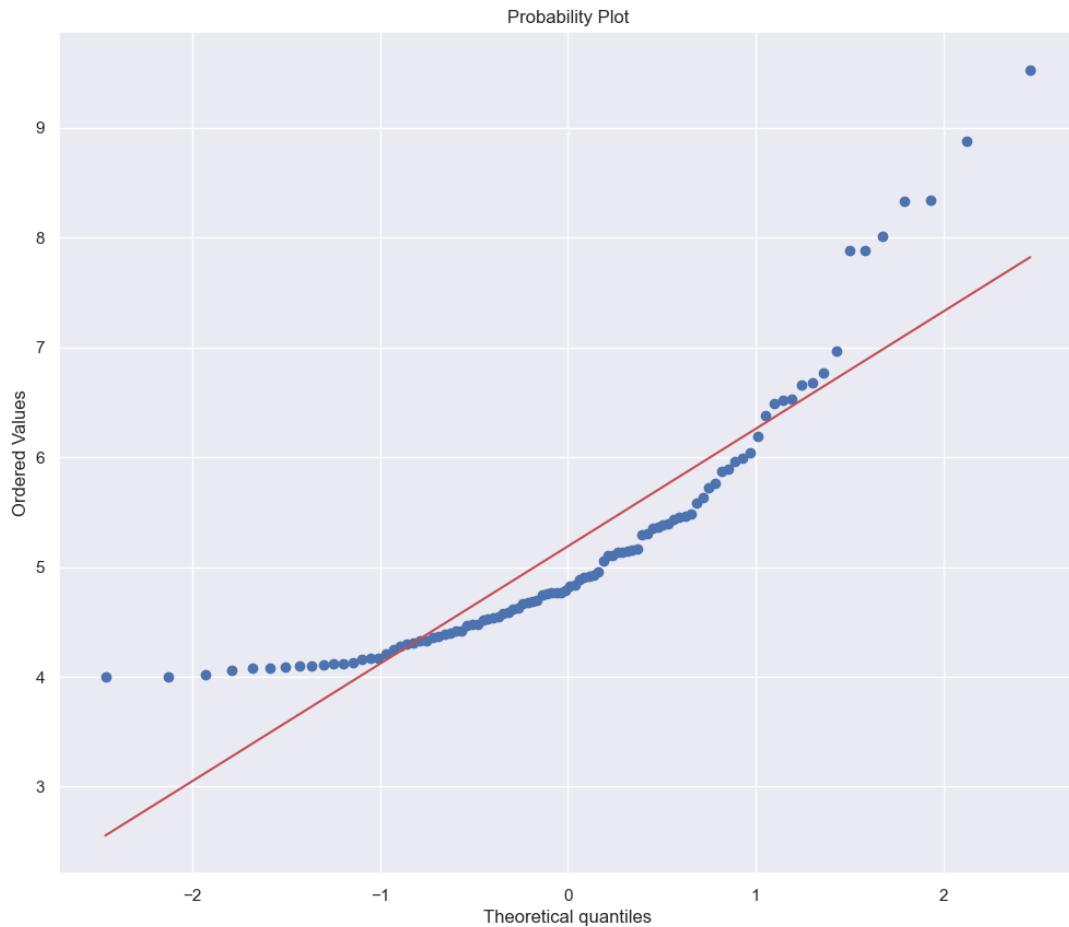


QQ-plot для выборки из распределения, скошенного вправо

Экспоненциальное, Пуассона, гамма-распределение...



Что подразумевается под «скосом вправо»



Способ 2: критериями

Для проверки нормальности существует множество критериев. Рассмотрим некоторые из них:

- Критерий Лиллиефорса
- Критерий Харке-Бера
- Критерий Шапиро-Уилка

Критерий Лиллиефорса

Первая простая идея, которая приходит в голову: давайте возьмём критерий согласия (например, Колмогорова-Смирнова) и подставим в него выборочные оценки. Проблема в том, что для каждого распределения из нулевой гипотезы и для каждого вида оценки мы будем получать разное распределение статистики критерия.

Но: если взять оценки параметров μ, σ^2 в виде выборочных среднего и дисперсии и затем воспользоваться критерием Колмогорова-Смирнова, то мы получим тест Лиллиефорса (по имени учёного, который нашёл распределение получившейся статистики).

Критерий Харке-Бера

Вторая идея: давайте посмотрим на статистики, которые отвечают за форму распределения. Мы знаем 2 таких: коэффициент асимметрии и эксцесс (см. лекцию 1).

Линейная комбинация их квадратов и представляет собой статистику **критерия Харке-Бера**:

$$JB = n \left(\frac{S^2}{6} + \frac{(K - 3)^2}{24} \right)$$

На похожей идее основан тест Д'Агостино (или K^2 -тест)

Критерий Шапиро-Уилка

- Один из самых мощных и часто используемых критериев проверки нормальности. Сложно выделить какую-либо простую интуицию, стоящую в реализации этого критерия, поэтому вид статистики не приводится (можно посмотреть, например, здесь https://en.wikipedia.org/wiki/Shapiro-Wilk_test)
- Важная черта: при очень больших выборках склонен детектировать любое малейшее отклонение от нормальности, поэтому часто ошибается