

Прикладной статистический анализ данных

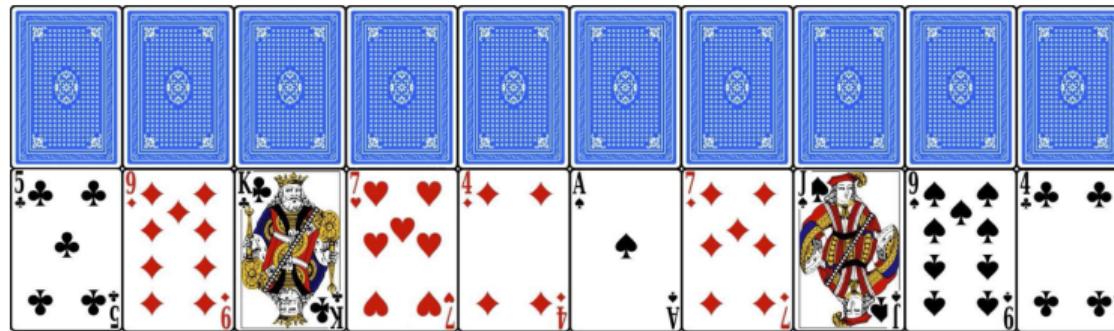
Множественная проверка гипотез

Андрей Грабовой

Поиск экстрасенсов

(Rhine, 1950): исследования возможности экстрасенсорного восприятия. Первый этап — поиск экстрасенсов.

Испытуемому предлагается угадать цвет 10 карт.



H_0 : испытуемый выбирает ответ наугад.

H_1 : испытуемый может предсказывать цвета карт.

Статистика t — число карт, цвета которых угаданы.

$$P(t \geq 9 | H_0) = 11 \cdot \frac{1}{2}^{10} = 0.0107421875,$$

т. е. при $t = 9$ получаем достигаемый уровень значимости $p \approx 0.01$ — можно отклонять H_0 .

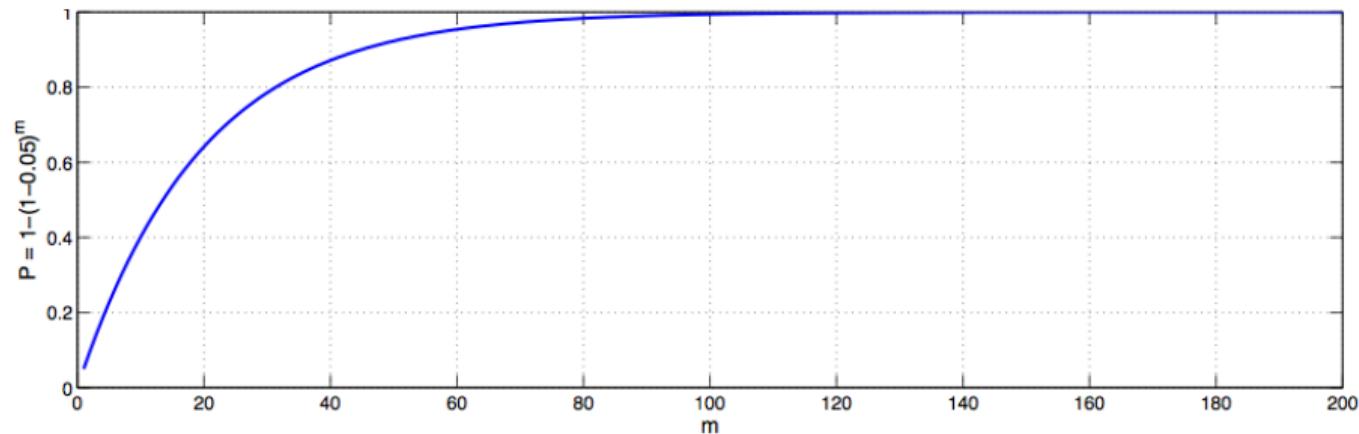
Поиск экстрасенсов

Процедуру отбора прошли 1000 человек.

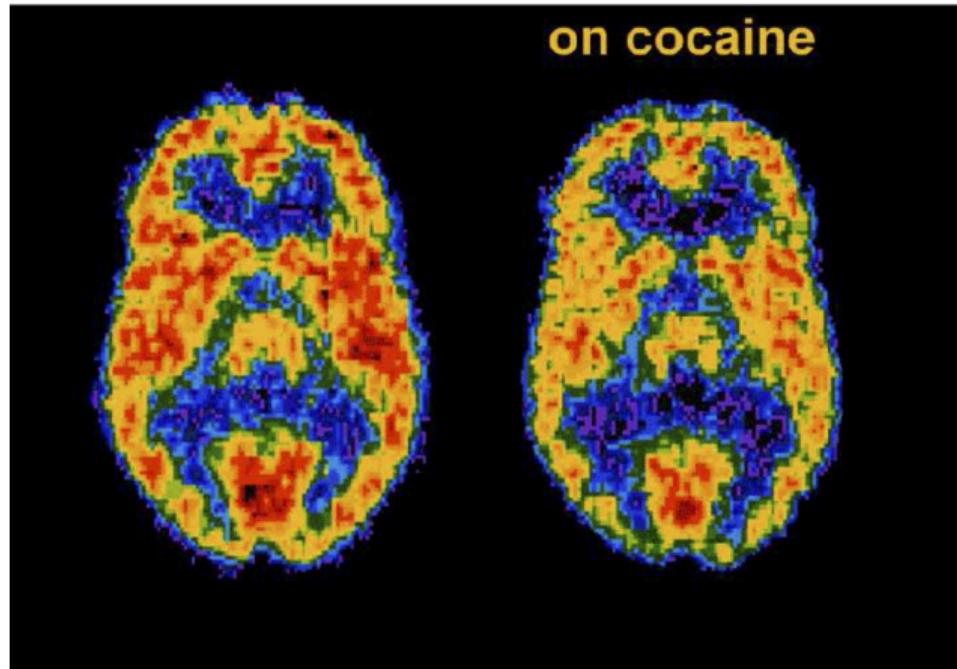
Девять из них угадали цвета 9 из 10 карт, двое — цвета всех 10 карт. Ни один в последующих экспериментах не подтвердил своих способностей.

Вероятность того, что из 1000 человек хотя бы один случайно угадает цвета 9 или 10 из 10 карт:

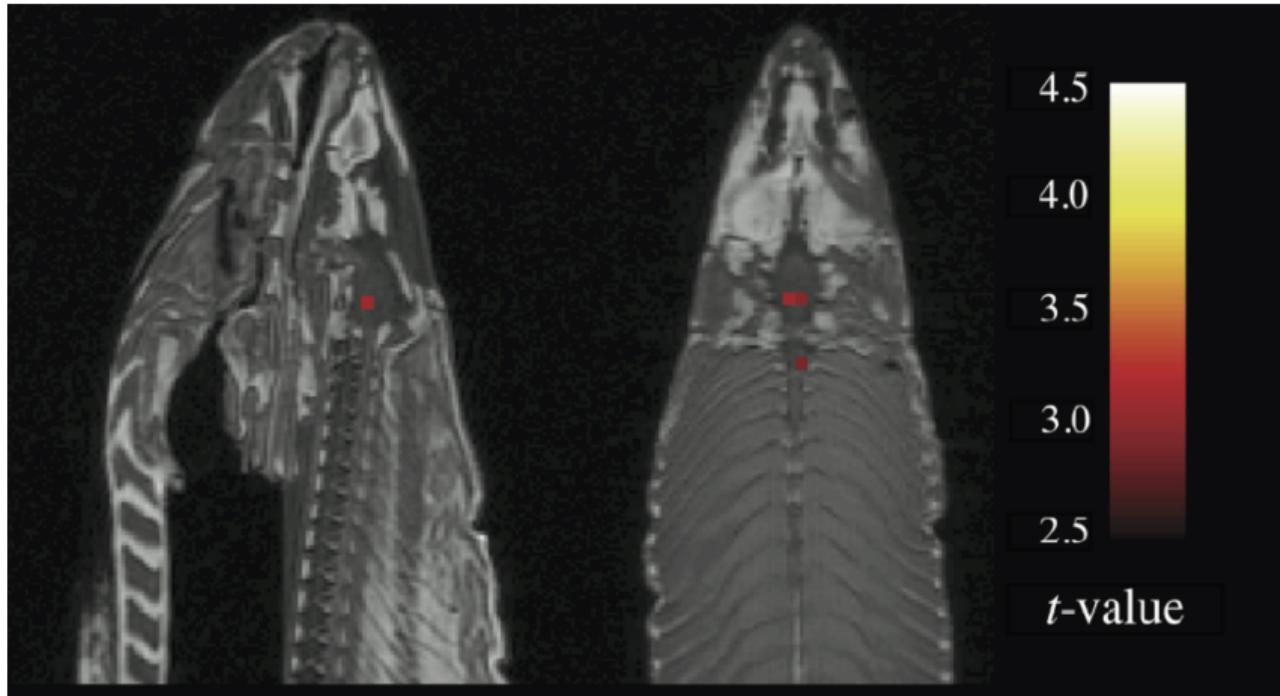
$$1 - \left(1 - 11 \cdot \frac{1}{2}^{10}\right)^{1000} \approx 0.9999796.$$



Случайные поля



Лосось (бывший)



Математическая формулировка

выборка: $X^n = (X_1, \dots, X_n)$, $X \sim \mathbf{P} \in \Omega$

нулевая гипотеза: $H_0: \mathbf{P} \in \omega$, $\omega \in \Omega$

альтернатива: $H_1: \mathbf{P} \notin \omega$

статистика: $T(X^n)$, $T(X^n) \sim F(x)$ при $\mathbf{P} \in \omega$
 $T(X^n) \not\sim F(x)$ при $\mathbf{P} \notin \omega$



реализация выборки: $x^n = (x_1, \dots, x_n)$

реализация статистики: $t = T(x^n)$

достигаемый уровень значимости: $p(x^n)$ — вероятность при H_0 получить
 $T(X^n) = t$ или ещё более экстремальное



$$p(x^n) = \mathbf{P}(T \geq t | H_0)$$

Гипотеза отвергается при $p(x^n) \leq \alpha$, α — уровень значимости

Правило проверки гипотезы



Несимметричность задачи проверки гипотезы

| | H_0 верна | H_0 неверна |
|-------------------|---------------------|------------------------|
| H_0 принимается | H_0 верно принята | Ошибка второго рода |
| H_0 отвергается | Ошибка первого рода | H_0 верно отвергнута |

Вероятность ошибки первого рода жёстко ограничивается малой величиной:

$$p = P(T(X^n) \geq t | H_0) = P(p \leq \alpha | H_0) \leq \alpha.$$

Вероятность ошибки второго рода минимизируется путём выбора достаточно мощного критерия.

Математическая постановка

- данные: $\mathbf{X} = \{X_1^{n_1}, \dots, X_m^{n_m}\}, \quad X_i \sim P_i \in \Omega_i$
- нулевые гипотезы: $H_i: P_i \in \omega_i, \quad \omega_i \in \Omega_i$
- альтернативы: $H'_i: P_i \notin \omega_i$
- статистики: $T_i = T(X_i^{n_i})$ проверяет H_i против H'_i
- реализации статистик:
- достигаемые уровни значимости: $t_i = T(x_i^{n_i})$
- $p_i = p(x_i^{n_i}), \quad i = 1, \dots, m$

$$\mathbf{M} = \{1, 2, \dots, m\}$$

$\mathbf{M}_0 = \mathbf{M}_0(P) = \{i: H_i \text{ верна}\}$ — индексы верных гипотез, $|\mathbf{M}_0| = m_0$

$\mathbf{R} = \mathbf{R}(P, \alpha) = \{i: H_i \text{ отвергнута}\}$ — индексы отвергаемых гипотез, $|\mathbf{R}| = R$

$V = |\mathbf{M}_0 \cap \mathbf{R}|$ — число ошибок первого рода

| | Число верных H_i | Число неверных H_i | Всего |
|-------------------------|--------------------|----------------------|---------|
| Число принятых H_i | U | T | $m - R$ |
| Число отвергнутых H_i | V | S | R |
| Всего | m_0 | $m - m_0$ | m |

Многомерные обобщения ошибки первого рода

Групповая вероятность ошибки первого рода (familywise error rate):

$$\text{FWER} = P(V > 0).$$

Контроль над групповой вероятностью ошибки на уровне α означает

$$\text{FWER} = P(V > 0) \leq \alpha \quad \forall P.$$

Как этого добиться?

Параметры $\alpha_1, \dots, \alpha_m$ — уровни значимости, на которых необходимо проверять гипотезы H_1, \dots, H_m ; задача — выбрать их так, чтобы обеспечить $\text{FWER} \leq \alpha$.

Поправка Бонферрони

Метод Бонферрони:

$$\alpha_1 = \dots = \alpha_m = \alpha/m.$$

Теорема

Если гипотезы H_i , $i = 1, \dots, m$, отвергаются при $p_i \leq \alpha/m$, то FWER $\leq \alpha$.

Доказательство.

$$\begin{aligned} \text{FWER} &= P(V > 0) = P\left(\bigcup_{i=1}^{m_0} \{p_i \leq \alpha/m\}\right) \leq \sum_{i=1}^{m_0} P(p_i \leq \alpha/m) \leq \\ &\leq \sum_{i=1}^{m_0} \alpha/m = \frac{m_0}{m} \alpha \leq \alpha. \end{aligned}$$

□

Альтернативный вид — переход к модифицированным достижимым уровням значимости:

$$\tilde{p}_i = \min(1, mp_i).$$

Поправка Бонферрони

При увеличении m в результате применения поправки Бонферрони мощность статистической процедуры резко уменьшается — шансы отклонить неверные гипотезы падают.

Пример: критерий Стьюдента для независимых выборок,
 $X_1^n, X_1 \sim N(\mu_1, 1)$, $X_2^n, X_2 \sim N(\mu_2, 1)$, $\mu_1 - \mu_2 = 1$,
 $H_0: \mathbb{E}X_1 = \mathbb{E}X_2$, $H_1: \mathbb{E}X_1 \neq \mathbb{E}X_2$.

| m | n | Мощность |
|------|-----|----------|
| 1 | 23 | 0.9 |
| 10 | 23 | 0.67 |
| 100 | 23 | 0.37 |
| 1000 | 23 | 0.16 |
| 1000 | 62 | 0.9 |

Если проверяется одновременно 1000000 гипотез, при размере выборок $n = 10$ мощность 0.9 достигается при расстоянии между средними выборок в пять стандартных отклонений.

Модельный эксперимент

$$n = 20, \ m = 200, \ m_0 = 150;$$

$$X_i^n, X_i \sim N(0, 1), \ i = 1, \dots, m_0;$$

$$X_i^n, X_i \sim N(1, 1), \ i = m_0 + 1, \dots, m;$$

$$H_i: \mathbb{E}X_i = 0, \ H'_i: \mathbb{E}X_i \neq 0.$$

Для проверки используем одновыборочный критерий Стьюдента.

Без поправок:

| | Верных H_i | Неверных H_i | Всего |
|-------------------|--------------|----------------|-------|
| Принятых H_i | 142 | 0 | 142 |
| Отвергнутых H_i | 8 | 50 | 58 |
| Всего | 150 | 50 | 200 |

Бонферрони:

| | Верных H_i | Неверных H_i | Всего |
|-------------------|--------------|----------------|-------|
| Принятых H_i | 150 | 27 | 177 |
| Отвергнутых H_i | 0 | 23 | 23 |
| Всего | 150 | 50 | 200 |

Нисходящие методы множественной проверки гипотез

Составим вариационный ряд достигаемых уровней значимости:

$$p_{(1)} \leq p_{(2)} \leq \dots \leq p_{(m)},$$

$H_{(1)}, H_{(2)}, \dots, H_{(m)}$ — соответствующие гипотезы.

1. Если $p_{(1)} \geq \alpha_1$, принять все нулевые гипотезы $H_{(1)}, H_{(2)}, \dots, H_{(m)}$ и остановиться; иначе отвергнуть $H_{(1)}$ и продолжить.
2. Если $p_{(2)} \geq \alpha_2$, принять все нулевые гипотезы $H_{(2)}, H_{(3)}, \dots, H_{(m)}$ и остановиться; иначе отвергнуть $H_{(2)}$ и продолжить.
3. ...

Каждый достигаемый уровень значимости $p_{(i)}$ сравнивается со своим уровнем значимости α_i .

Метод Холма

Метод Холма — нисходящая процедура со следующими уровнями значимости:

$$\alpha_1 = \frac{\alpha}{m}, \alpha_2 = \frac{\alpha}{m-1}, \dots, \alpha_i = \frac{\alpha}{m-i+1}, \dots, \alpha_m = \alpha.$$

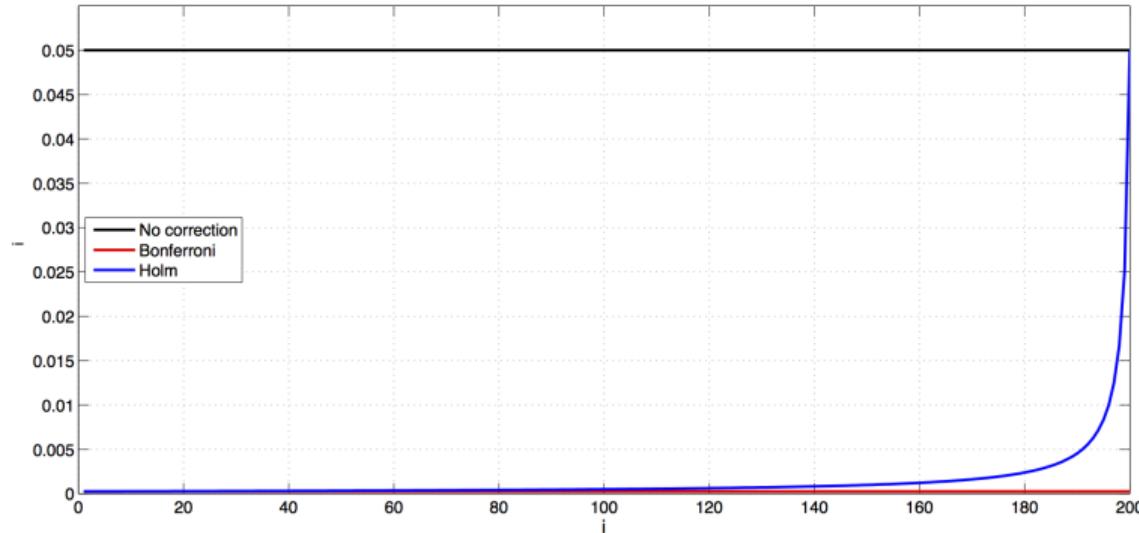
Метод обеспечивает контроль над FWER на уровне α при любых p_i и T_i .

Модифицированные достижимые уровни значимости:

$$\tilde{p}_{(i)} = \min \left(1, \max \left((m - i + 1) p_{(i)}, \tilde{p}_{(i-1)} \right) \right).$$

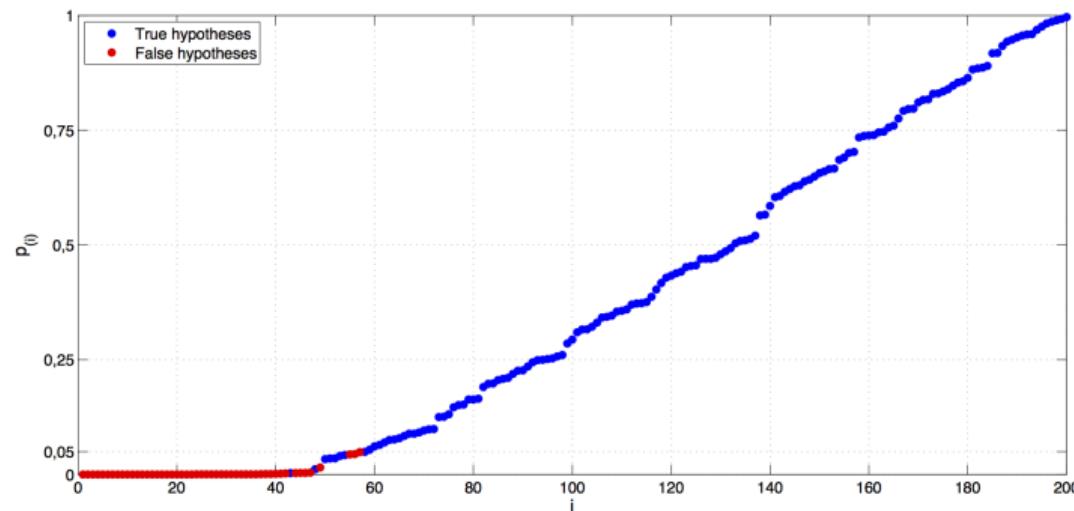
Метод Холма

Метод Холма равномерно мощнее поправки Бонферрони, поскольку все его уровни значимости α_i не меньше:



Модельный эксперимент

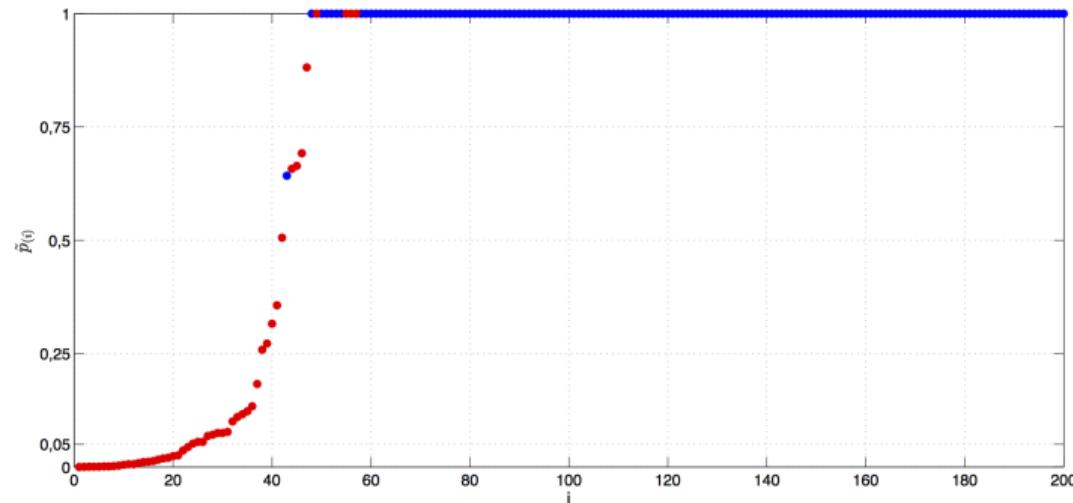
Отсортированные достижимые уровни значимости:



| | Верных H_i | Неверных H_i | Всего |
|-------------------|--------------|----------------|-------|
| Принятых H_i | 142 | 0 | 142 |
| Отвергнутых H_i | 8 | 50 | 58 |
| Всего | 150 | 50 | 200 |

Модельный эксперимент

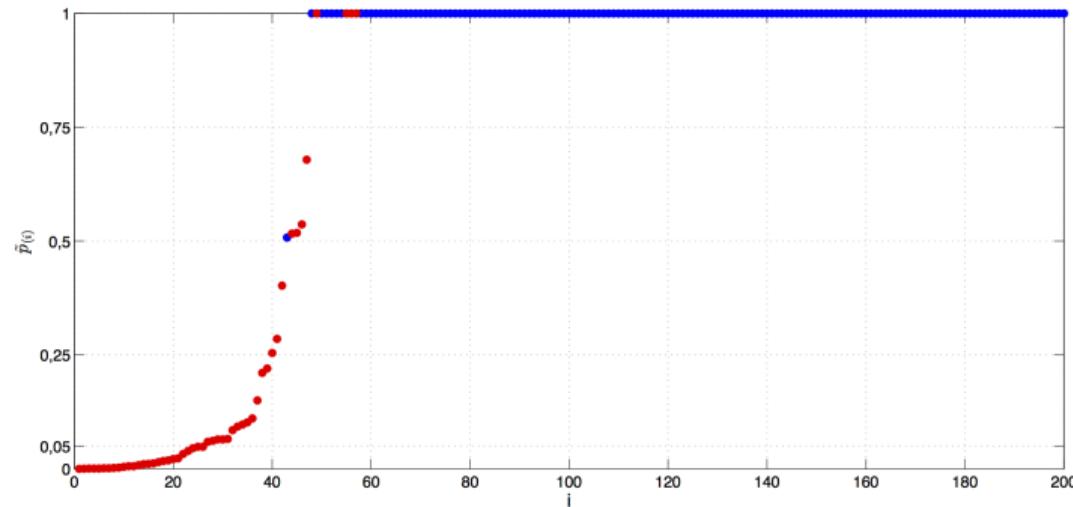
Модифицированные достигаемые уровни значимости, метод Бонферрони:



| | Верных H_i | Неверных H_i | Всего |
|-------------------|--------------|----------------|-------|
| Принятых H_i | 150 | 27 | 177 |
| Отвергнутых H_i | 0 | 23 | 23 |
| Всего | 150 | 50 | 200 |

Модельный эксперимент

Модифицированные достижимые уровни значимости, метод Холма:



| | Верных H_i | Неверных H_i | Всего |
|-------------------|--------------|----------------|-------|
| Принятых H_i | 150 | 24 | 174 |
| Отвергнутых H_i | 0 | 26 | 26 |
| Всего | 150 | 50 | 200 |

Идеи для дальнейших улучшений

- ▶ Дополнительно оценить t_0 .
- ▶ Сделать дополнительные предположения:
 - ▶ о характере зависимости между статистиками;
 - ▶ о совместном распределении статистик.
- ▶ Учесть зависимость между статистиками с помощью перестановочных методов.

Предварительное оценивание m_0

Многие методы контролируют FWER на уровне $\alpha_T = \frac{m_0}{m}\alpha \Rightarrow$ можно оценить m_0 и выбрать α так, чтобы α_T было равно желаемой величине.

Метод Шведера-Спъётволла:

$$\hat{m}_0(\lambda) = \frac{1}{1-\lambda} \left(1 + \sum_{i=1}^m [p_i > \lambda] \right), \quad \lambda \in [0, 1).$$

Имеет положительное смещение, а также большую дисперсию, особенно при сильно коррелированных p , поэтому FWER не контролируется.

Одношаговый метод Шидака

Метод Шидака:

$$\alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_m = 1 - (1 - \alpha)^{\frac{1}{m}}.$$

Идея:

$$\text{FWER} \leq \alpha \rightarrow P(V > 0) \leq \alpha \rightarrow 1 - P(V = 0) = 1 - (1 - \alpha)^m \rightarrow \alpha = 1 - (1 - \alpha)^m.$$

Метод обеспечивает контроль над FWER на уровне α при условии, что статистики T_i **независимы** или выполняется следующее свойство:

$$P(T_1 \leq t_1, \dots, T_m \leq t_m) \geq \prod_{i=1}^m P(T_i \leq t_i) \quad \forall t_1, \dots, t_m$$

(**positive lower orthant dependence**).

Модифицированные достижимые уровни значимости:

$$\tilde{p}_i = 1 - (1 - p_i)^m.$$

Нисходящая модификация

Нисходящий метод Шидака (метод Шидака-Холма) — нисходящая процедура со следующими уровнями значимости:

$$\alpha_1 = 1 - (1 - \alpha)^{\frac{1}{m}}, \dots, \alpha_i = 1 - (1 - \alpha)^{\frac{1}{m-i+1}}, \dots, \alpha_m = \alpha.$$

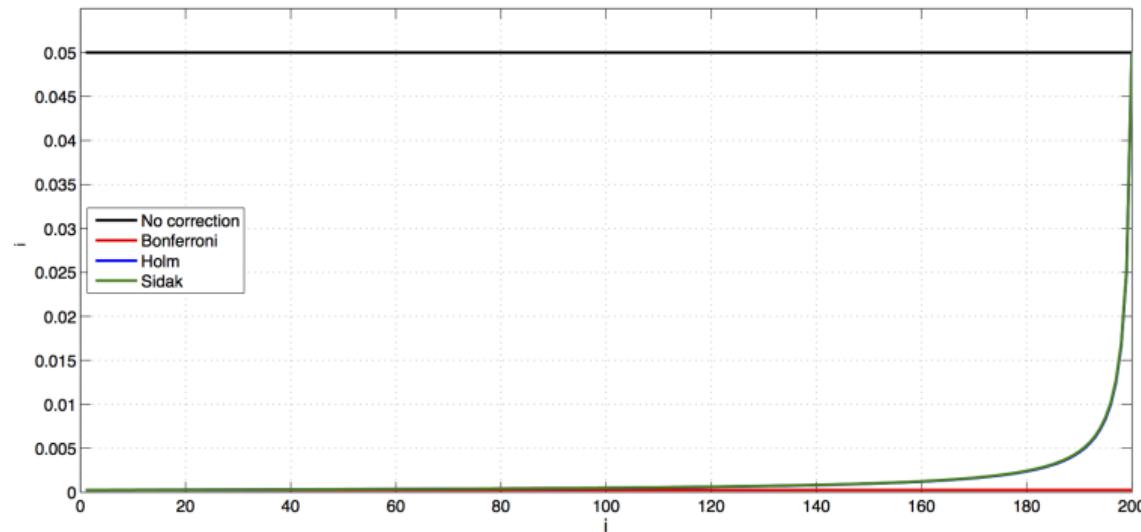
Метод обеспечивает контроль над FWER на уровне α при условии, что статистики T_i **независимы**.

Модифицированные достижимые уровни значимости:

$$\tilde{\alpha}_{(i)} = \max \left(1 - (1 - p_{(i)})^{(m-i+1)}, \tilde{\alpha}_{(i-1)} \right).$$

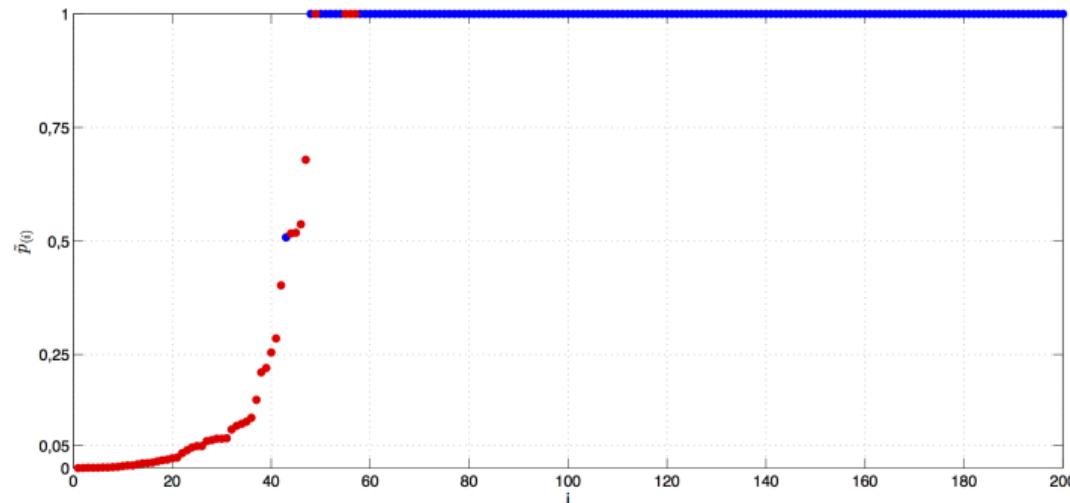
Нисходящая модификация

На практике при достаточно больших m не слишком отличается от метода Холма:



Модельный эксперимент

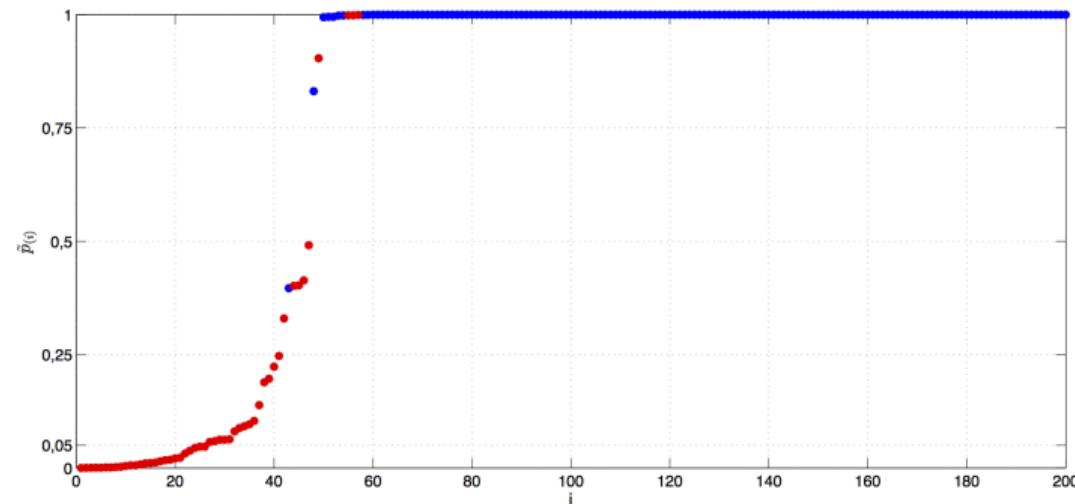
Модифицированные достижимые уровни значимости, метод Холма:



| | Верных H_i | Неверных H_i | Всего |
|-------------------|--------------|----------------|-------|
| Принятых H_i | 150 | 24 | 174 |
| Отвергнутых H_i | 0 | 26 | 26 |
| Всего | 150 | 50 | 200 |

Модельный эксперимент

Модифицированные достигаемые уровни значимости, исходящий метод Шидака:



| | Верных H_i | Неверных H_i | Всего |
|-------------------|--------------|----------------|-------|
| Принятых H_i | 150 | 24 | 174 |
| Отвергнутых H_i | 0 | 26 | 26 |
| Всего | 150 | 50 | 200 |

Зависимость между статистиками

- ▶ Не учитывая характер зависимости между статистиками, нельзя построить контролирующую FWER процедуру мощнее, чем метод Холма.
- ▶ Если статистики независимы, нельзя построить контролирующую FWER процедуру мощнее, чем метод Шидака-Холма.
- ▶ Чем сильнее связь между статистиками, тем меньше нужно модицифирировать уровни значимости.

Для построения мощной процедуры множественной проверки гипотез необходимо учесть структуру зависимости статистик.

Если совместное нулевое распределение статистик T_1, \dots, T_m известно, константы α_i могут быть так, что контроль над FWER будет точным ($\text{FWER} = \alpha$).

Примеры:

- ▶ метод HSD Тьюки для попарных сравнений нормально распределённых выборок друг с другом;
- ▶ критерий Даннета для сравнения средних m нормально распределённых выборок со средним контрольной выборки.

Перестановочные методы, пример

| Group | E_1 | E_2 | E_3 |
|-------|-------|-------|-------|
| Trt | 1 | 1 | 1 |
| Trt | 1 | 0 | 0 |
| Trt | 1 | 0 | 0 |
| Trt | 1 | 0 | 0 |
| Ctrl | 0 | 0 | 0 |
| Ctrl | 0 | 0 | 0 |
| Ctrl | 0 | 0 | 0 |

Источник: Bretz et al.

p -value для разных признаков:

0.02, 0.57, 0.57.

Перестановочные методы

Неявно учесть зависимости между статистиками можно при помощи перестановочных методов.
Подробнее: Bretz, раздел 5.1.

Методы обеспечивают контроль над FWER на уровне α при условии выполнения свойства **subset pivotality**:

$$P \left(\left. \bigcap_{i \in M^*} \{T_i \geq t^*\} \right| \bigcap_{i \in M^*} H_i \right) = P \left(\left. \bigcap_{i \in M^*} \{T_i \geq t^*\} \right| \bigcap_{i \in M} H_i \right) \quad \forall M^* \in M$$

(нулевое распределение любого подмножества статистик T_i не зависит от того, верны или неверны соответствующие оставшимся статистикам гипотезы).

Примеры задач:

- ▶ проверка гипотез о средних коррелированных нормальных выборок;
- ▶ проверка гипотез о линейных комбинациях средних нормальных выборок;
- ▶ попарные сравнения средних в нормальных выборках.

Многомерные обобщения ошибки первого рода

Ожидаемая доля ложных отклонений гипотез (false discovery rate):

$$\text{FDR} = \mathbb{E} \left(\frac{V}{\max(R, 1)} \right).$$

Контроль над ожидаемой долей ложных отклонений на уровне α означает

$$\text{FDR} = \mathbb{E} \left(\frac{V}{\max(R, 1)} \right) \leq \alpha \quad \forall P.$$

Для любой процедуры множественной проверки гипотез $\text{FDR} \leq \text{FWER}$.

Восходящие методы множественной проверки гипотез

Составим вариационный ряд достигаемых уровней значимости:

$$p_{(1)} \leq p_{(2)} \leq \dots \leq p_{(m)},$$

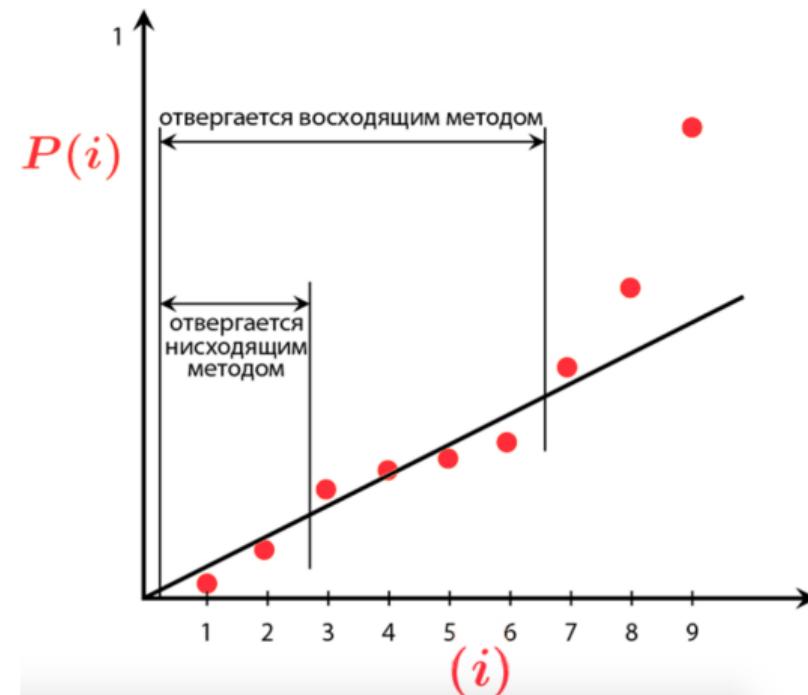
$H_{(1)}, H_{(2)}, \dots, H_{(m)}$ — соответствующие гипотезы.

1. Если $p_{(m)} \leq \alpha_m$, отвергнуть все нулевые гипотезы $H_{(1)}, H_{(2)}, \dots, H_{(m)}$ и остановиться; иначе принять $H_{(m)}$ и продолжить.
2. Если $p_{(m-1)} \leq \alpha_{m-1}$, отвергнуть все нулевые гипотезы $H_{(1)}, H_{(2)}, \dots, H_{(m-1)}$ и остановиться; иначе принять $H_{(m-1)}$ и продолжить.
3. ...

Каждый достигаемый уровень значимости $p_{(i)}$ сравнивается со своим уровнем значимости α_i .

Восходящие методы множественной проверки гипотез

Восходящая процедура всегда отвергает не меньше гипотез, чем нисходящая с теми же уровнями значимости:



Метод Бенджамина-Хохберга

Метод Бенджамина-Хохберга — восходящая процедура со следующими уровнями значимости:

$$\alpha_1 = \frac{\alpha}{m}, \dots, \alpha_i = \frac{\alpha i}{m}, \dots, \alpha_m = \alpha.$$

Метод обеспечивает контроль над FDR на уровне α при условии, что статистики T_i **независимы** или выполняется следующее свойство:

$$P(X \in D | T_i = x) \text{ неубывает по } x \quad \forall i \in M_0,$$

где D — произвольное возрастающее множество, то есть, такое, что из $x \in D$ и $y \geq x$ следует $y \in D$.

(**PRDS on** $T_i, i \in M_0$ (positive regression dependency on each one from a subset)).

Модифицированные достижимые уровни значимости:

$$\tilde{p}_{(i)} = \min \left(1, \frac{mp_{(i)}}{i}, \tilde{p}_{(i+1)} \right).$$

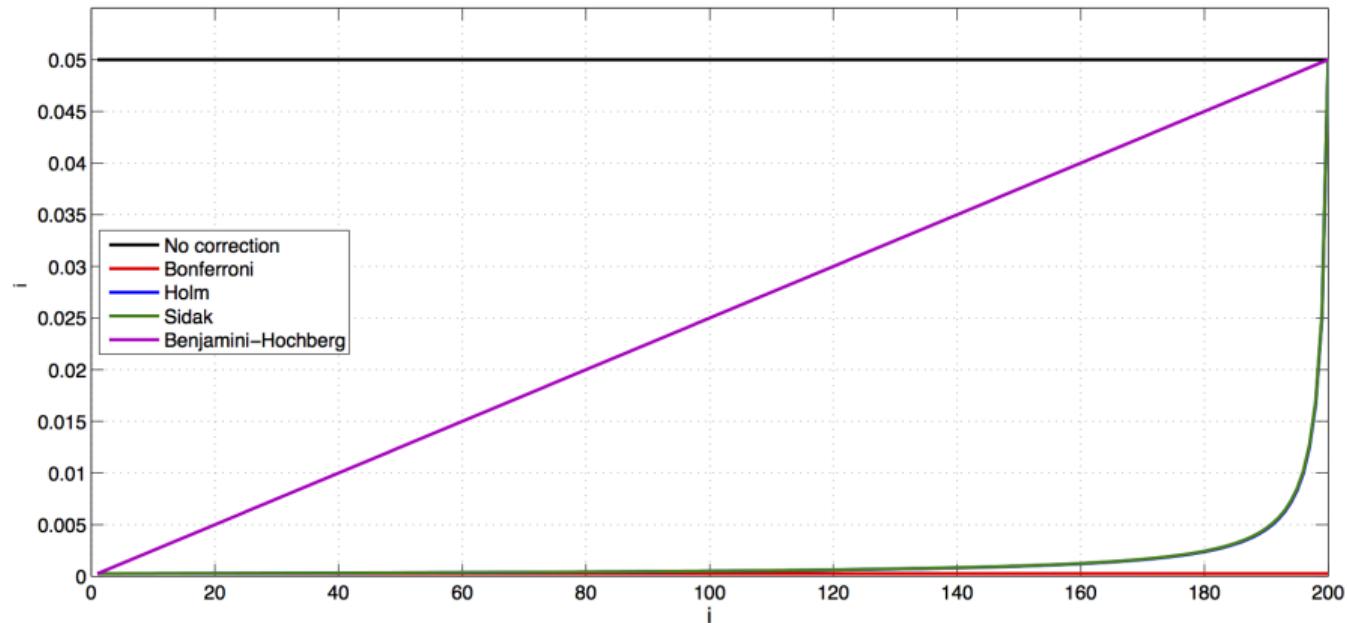
Метод Бенджамини-Хохберга

PRDS выполняется, например, для многомерного нормального распределения с нулевыми средними и неотрицательными корреляциями элементов из M_0 , а также для некоторых его производных.

Примеры задач:

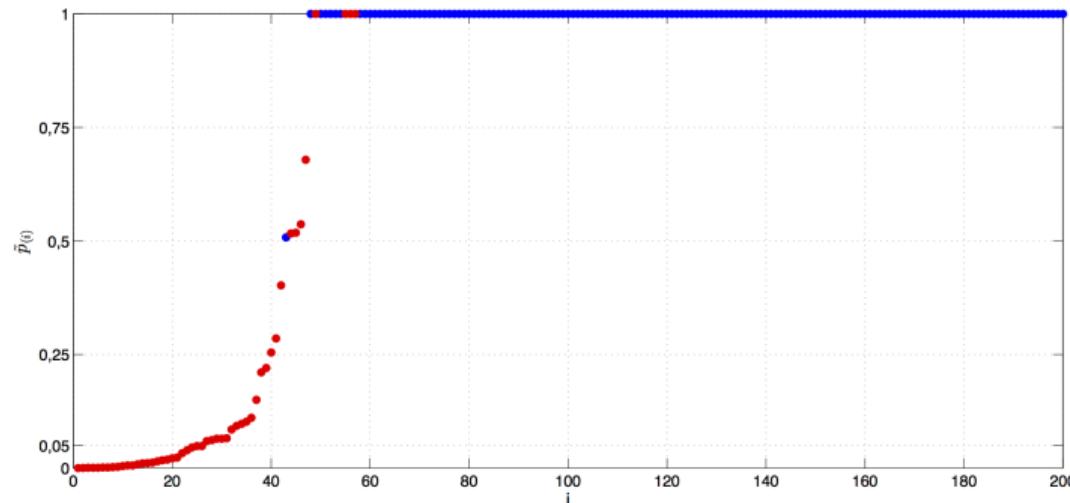
- ▶ анализ непересекающихся подгрупп при сравнении двух выборок критерием Стьюдента с общей оценкой дисперсии;
- ▶ сравнение одной нормальной выборки с многими при использовании общей оценки дисперсии;

Метод Бенджамини-Хохберга



Модельный эксперимент

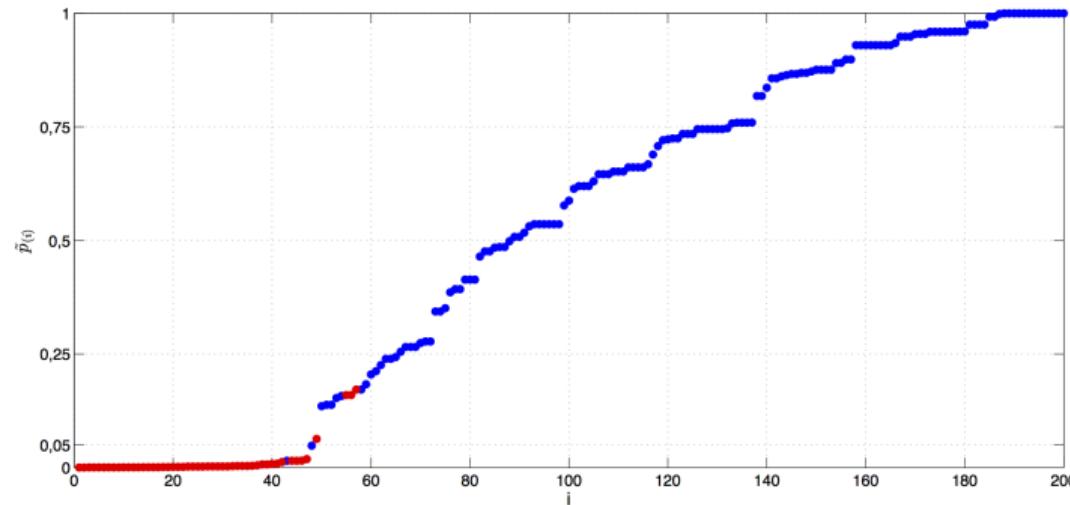
Модифицированные достижимые уровни значимости, метод Холма:



| | Верных H_i | Неверных H_i | Всего |
|-------------------|--------------|----------------|-------|
| Принятых H_i | 150 | 24 | 174 |
| Отвергнутых H_i | 0 | 26 | 26 |
| Всего | 150 | 50 | 200 |

Модельный эксперимент

Модифицированные достигаемые уровни значимости, метод Бенджамина-Хохберга:



| | Верных H_i | Неверных H_i | Всего |
|-------------------|--------------|----------------|-------|
| Принятых H_i | 148 | 4 | 152 |
| Отвергнутых H_i | 2 | 46 | 48 |
| Всего | 150 | 50 | 200 |

Метод Бенджамини-Иекутиели

Метод Бенджамини-Иекутиели — восходящая процедура со следующими уровнями значимости:

$$\alpha_1 = \frac{\alpha}{m \sum_{j=1}^m \frac{1}{j}}, \dots, \alpha_i = \frac{\alpha i}{m \sum_{j=1}^m \frac{1}{j}}, \dots, \alpha_m = \frac{\alpha}{\sum_{j=1}^m \frac{1}{j}}.$$

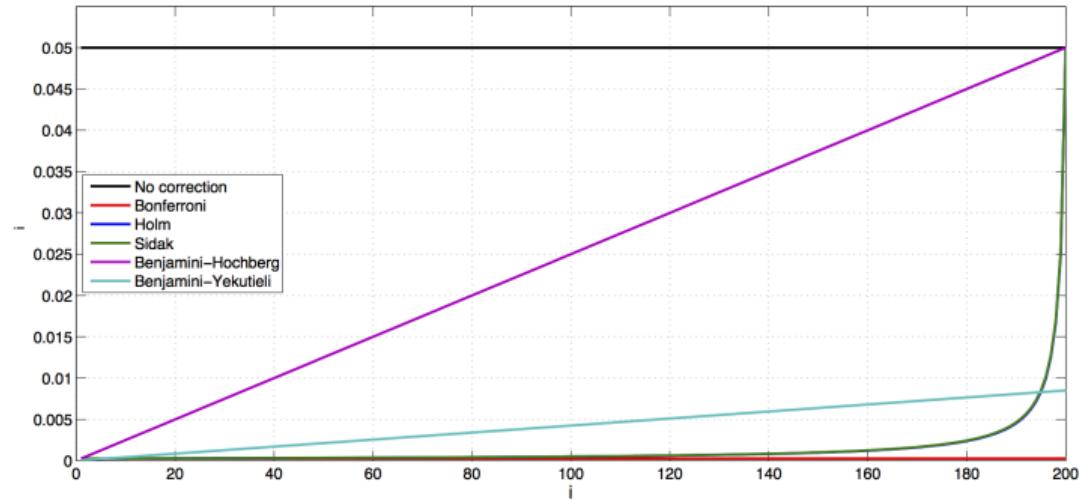
Метод обеспечивает контроль над FDR на уровне $\frac{m_0}{m}\alpha \leq \alpha$ при любых p_i и T_i . При отсутствии информации о зависимости между статистиками метод неулучшаем.

Модифицированные достижимые уровни значимости:

$$\tilde{p}_{(i)} = \min \left(1, \frac{mp_{(i)} \sum_{j=1}^m \frac{1}{j}}{i}, \tilde{p}_{(i+1)} \right).$$

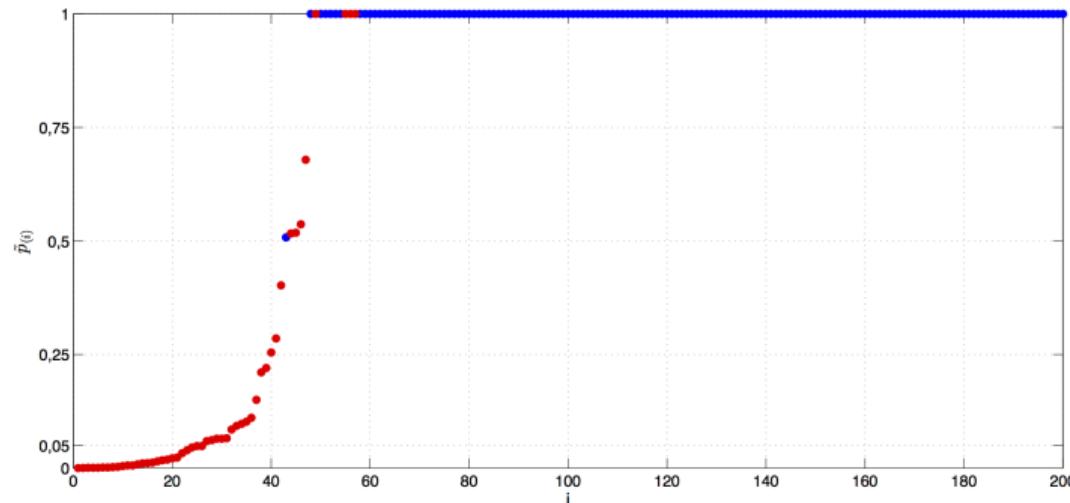
Если доля неверных гипотез мала, метод Бенджамини-Иекутиели отвергает меньше гипотез, чем метод Холма.

Метод Бенджамини-Иекутиели



Модельный эксперимент

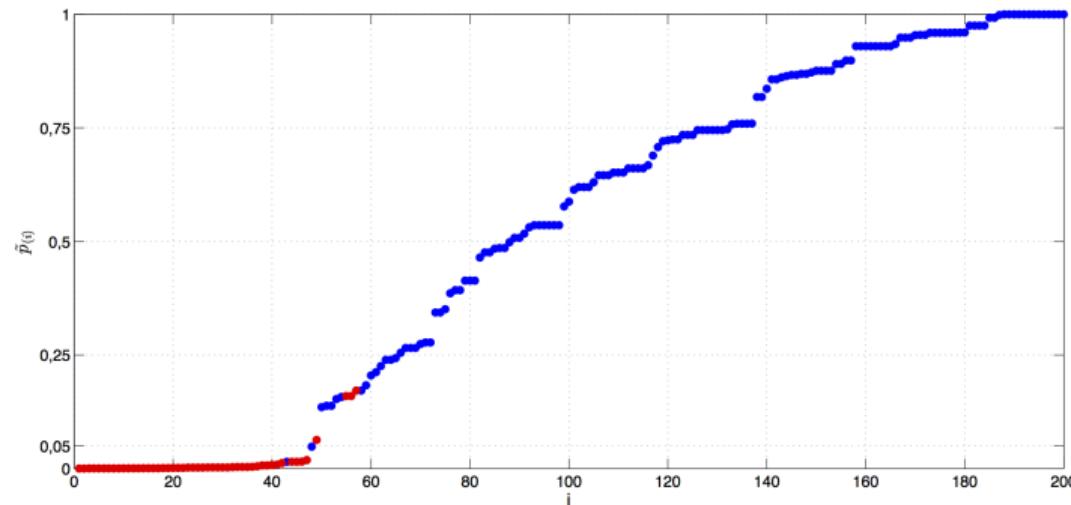
Модифицированные достижимые уровни значимости, метод Холма:



| | Верных H_i | Неверных H_i | Всего |
|-------------------|--------------|----------------|-------|
| Принятых H_i | 150 | 24 | 174 |
| Отвергнутых H_i | 0 | 26 | 26 |
| Всего | 150 | 50 | 200 |

Модельный эксперимент

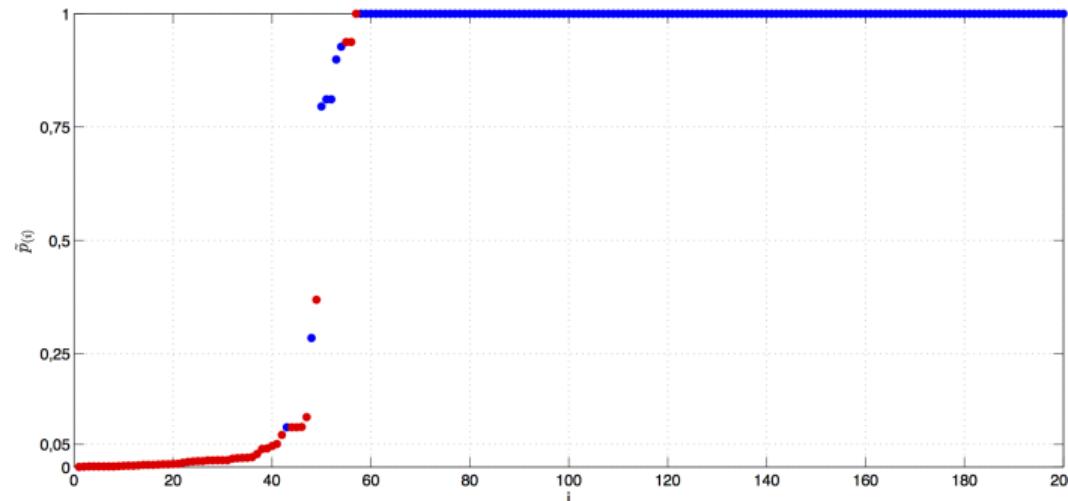
Модифицированные достижимые уровни значимости, исходящий метод Бенджамина-Хохберга:



| | Верных H_i | Неверных H_i | Всего |
|-------------------|--------------|----------------|-------|
| Принятых H_i | 148 | 4 | 152 |
| Отвергнутых H_i | 2 | 46 | 48 |
| Всего | 150 | 50 | 200 |

Модельный эксперимент

Модифицированные достигаемые уровни значимости, исходящий метод Бенджамина-Иекутиели:



| | Верных H_i | Неверных H_i | Всего |
|-------------------|--------------|----------------|-------|
| Принятых H_i | 150 | 10 | 160 |
| Отвергнутых H_i | 0 | 40 | 40 |
| Всего | 150 | 50 | 200 |

Мутации

| | Контроль (100) | Больные (100) | p |
|------------------------------|----------------|---------------|--------|
| Мутация | 1 из 100 | 8 из 100 | 0.0349 |
| Фамилия начинается с гласной | 36 из 100 | 40 из 100 | 0.6622 |

Бонферрони, Холм: p_1 сравнивается с $\frac{0.05}{2} = 0.025$

Шидак: p_1 сравнивается с $1 - (1 - 0.05)^{\frac{1}{2}} \approx 0.02532$

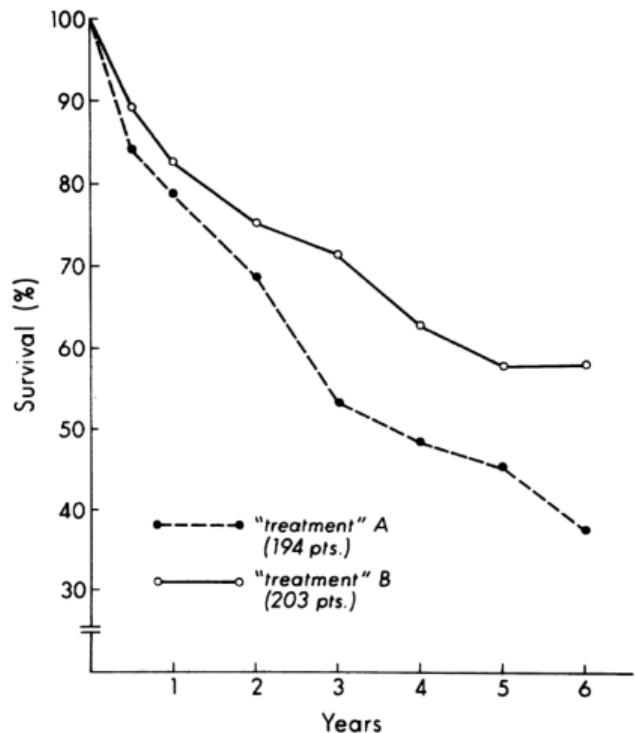
Подгруппы

(Lee et al., 1980): 1073 пациента с ишемической болезнью сердца были искусственно разделены на две случайные группы, лечение в двух группах проходило одинаково. Исследовалась выживаемость пациентов.

Важными факторами, влияющими на выживаемость, являются число поражённых артерий (одна, две, три) и тип сокращений левого желудочка (нормальный, аномальный).

Для одной из шести подгрупп по этим уровням фактора были обнаружены значимые различия в выживаемости пациентов первого и второго типов.

Подгруппы



Подгруппы

(Ishitani, Lin, 2008): анализировалась связь потребления кофеина, кофе и чая и риска возникновения рака груди, всего около 50 подгрупп. Показано, что:

- ▶ употребление четырёх и более чашек кофе в день связано с увеличением риска злокачественного рака груди ($p = 0.08$);
- ▶ потребление кофеина связано с увеличением риска возникновения эстроген- и прогестерон-независимых опухолей и опухолей больше 2 см ($p = 0.02$ и $p = 0.02$);
- ▶ потребление кофе без кофеина связано со снижением риска рака груди у женщин в постменопаузе, принимающих гормоны ($p = 0.02$).

См. также:

- ▶ (Гален, II в. н.э.): "Все больные, принявшие это средство, вскоре выздоровели, за исключением тех, кому оно не помогло — они умерли. Отсюда очевидно, что это средство помогает во всех случаях, кроме безнадежных."
- ▶ <http://youtu.be/QysrgLXMPwA>
- ▶ <http://xkcd.com/882/>
- ▶ <http://wmbriggs.com/blog/?p=9308>

Cherry-picking

Метод cherry-picking:

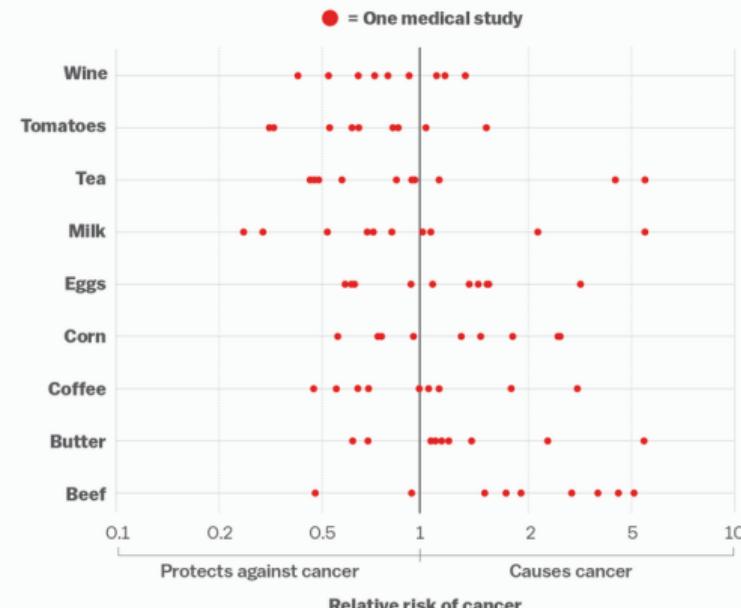
- ▶ выбираем произвольное множество \mathbf{R} гипотез, которые мы хотим отвергнуть;
- ▶ оцениваем сверху долю ложных отклонений:

$$FDP = \frac{V}{R}.$$

Оценка справедлива сразу для всех $2^m - 1$ возможных множеств \mathbf{R} .

Большая часть исследований неверна

Everything we eat both causes and prevents cancer



SOURCE: Schoenfeld and Ioannidis, *American Journal of Clinical Nutrition*

Vox

Ioannidis, Why most published research findings are false, 2005.

Литература

- ▶ попроще — Bretz, посложнее — Dickhaus, хороший краткий обзор — Goeman, 2014;
- ▶ перестановочные методы (permutation methods) — Westfall, 2008, и другие работы этого автора;
- ▶ cherry-picking — Goeman, 2011;
- ▶ случайные поля — Nichols, 2003; filion.ucl.ac.uk/spm/, [coursera.org/course/fmri](https://www.coursera.org/course/fmri).

Bretz F., Hothorn T., Westfall P. *Multiple Comparisons Using R*, 2010.

Dickhaus T. *Simultaneous Statistical Inference With Applications in the Life Sciences*, 2014.

Goeman J.J., Solari A. (2011). *Multiple testing for exploratory research*. Statistical Science, 26(4), 584–597.

Goeman J.J., Solari A. (2014). *Multiple hypothesis testing in genomics*. Statistics in Medicine, 33(11), 1946–1978.

Ioannidis J.P.A. (2005). *Why most published research findings are false*. PLoS Medicine, 2(8), e124.

Литература

- Ishitani K., Lin J. (2008). *Caffeine consumption and the risk of breast cancer in a large prospective cohort of women*. Archives of Internal Medicine, 168(18), 2022–2031.
- Lee K.L., McNeer J.F., Starmer C.F., Harris P.J., Rosati R.A. (1980). *Clinical judgment and statistics. Lessons from a simulated randomized trial in coronary artery disease*. Circulation, 61(3), 508–515.
- Nichols T.E., Hayasaka, S. (2003). *Controlling the familywise error rate in functional neuroimaging: a comparative review*. Statistical Methods in Medical Research, 12(5), 419–446.
- Westfall P., Troendle J. (2008). *Multiple testing with minimal assumptions*. Biometrical Journal, 50(5), 745–755.

Проверка симметрии

- ▶ В основном проверка идет при знании центра распределения
 - ▶ Критерий Вилкоксона
 - ▶ Критерий Смирнова
- ▶ Критерии, с эмпирической оценкой центра и дальнейшим тестом симметричности
 - ▶ Бхатачарья-Гаствирта-Райта (модифицированный Вилкоксон)
 $y_i = x_{[nq+1]} - x_{[nq+1-i]}, z_i = x_{[N-nq+i]} - x_{[N-nq]}$
 - ▶ Критерий Бооса
- ▶ Критерии проверки коэффициента асимметрии
- ▶ Подробнее, смотри учебник Кобзаря

Проверочная работа

Формат: несколько типовых задач из лекций 1–4.

Длительность: 20–30 минут.

Когда: 9 марта после семинара.