

# Такая дивная химера: тестирование гипотез с точки зрения ученого- экспериментатора

*Гопко Михаил*  
*Лаб. Поведения низших позвоночных ИПЭЭ РАН*  
*Лаб. Эволюционной трофологии ИПЭЭ РАН*  
*(2023)*



Фото: [ru.wikipedia.org](https://ru.wikipedia.org)

НАЦИОНАЛЬНЫЕ  
ПРОЕКТЫ  
РОССИИ

НАУКА  
И УНИВЕРСИТЕТЫ



# Схема экспериментального исследования



## Научная гипотеза

- Например, лекарство А работает лучше плацебо, более яркие самцы менее устойчивы к паразитам.
- Часто содержит причинно-следственную связь.
- Иногда эта связь реальна, например, когда действие предшествует ожидаемому эффекту.



# Схема экспериментального исследования

Научная гипотеза



Статистическая гипотеза

(Возможно, правильнее во множественном числе — гипотезы.  
Утверждение о свойствах генеральной совокупности)

# Схема экспериментального исследования

Научная гипотеза



Статистическая гипотеза



Нулевая гипотеза



Альтернативная гипотеза

(в реальности мы очень редко формулируем ее в явном виде)

# Схема экспериментального исследования

Научная гипотеза



Статистическая гипотеза



Нулевая гипотеза



Альтернативная гипотеза

(здесь же мы иногда вспоминаем об ошибках I-го и II-го рода, анализе мощности (power analysis) и пр.)

# Схема экспериментального исследования

Научная гипотеза



Статистическая гипотеза



Нулевая гипотеза

(обычно подразумевается нечто тривиальное:  
лекарство не помогло, землеройки не  
возбудились)

## Миф I. Нулевая гипотеза всегда нулевая.

- То, что мы обычно тестируем, называется «нулевая нулевая гипотеза» (nil null hypothesis).
- Мы не обязаны так поступать.
- Можно сравнивать наши данные с любой величиной.  
Например, будет ли различие между опытом и контролем меньше пяти.

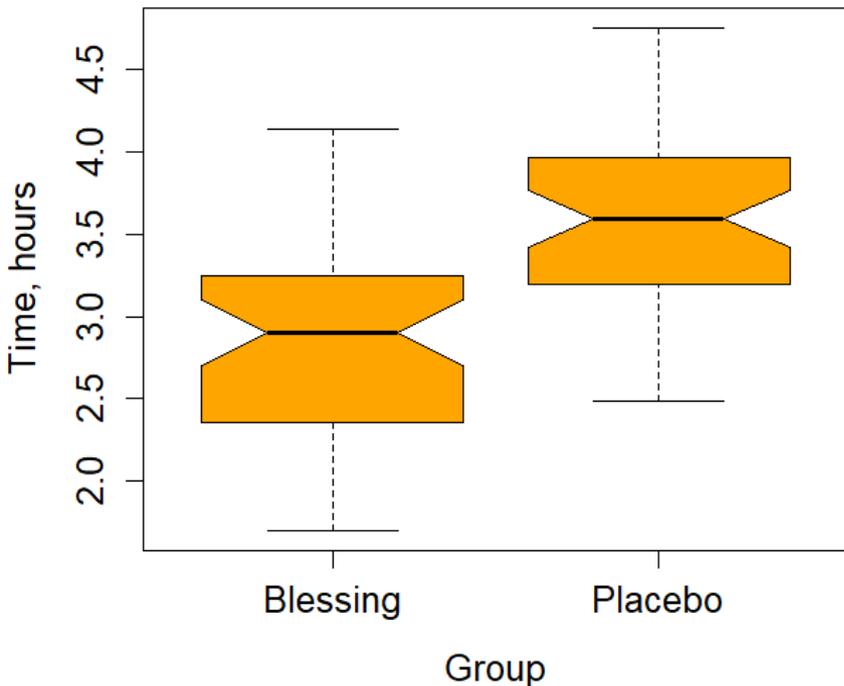
*Когда это бывает нужно?*

Фармкомпания «Бригада Мучеников 1-го января» утверждает, что ее лекарство уменьшает продолжительность похмелья на 2 часа. Потребители подали в суд, утверждая, что лекарство не помогает. Эксперты провели двойное слепое исследование на волонтерах и получили следующие данные:



Фото: [www.photorecept.ru](http://www.photorecept.ru)

# Ненулевые нулевые...



«Глазами» видно, что различия есть (медианы отличаются примерно на 30 мин), но не двухчасовые.

Судья нам не верит. Поэтому проводим t-тесты:

- ✓  $|t_{98}| = 4.4$ ,  $p = 0.00002$  для гипотезы  $\mu_1 = \mu_2$ .
- ✓  $|t_{98}| = 21.0$ ,  $p \ll 0.00001$  для гипотезы: различия  $\geq 2$  часам.

**Ненулевые  $H_0$  используются, когда нужно доказать несущественность различий между группами.**

**Полезно в медицине, бизнесе...**

# Схема экспериментального исследования

Научная гипотеза

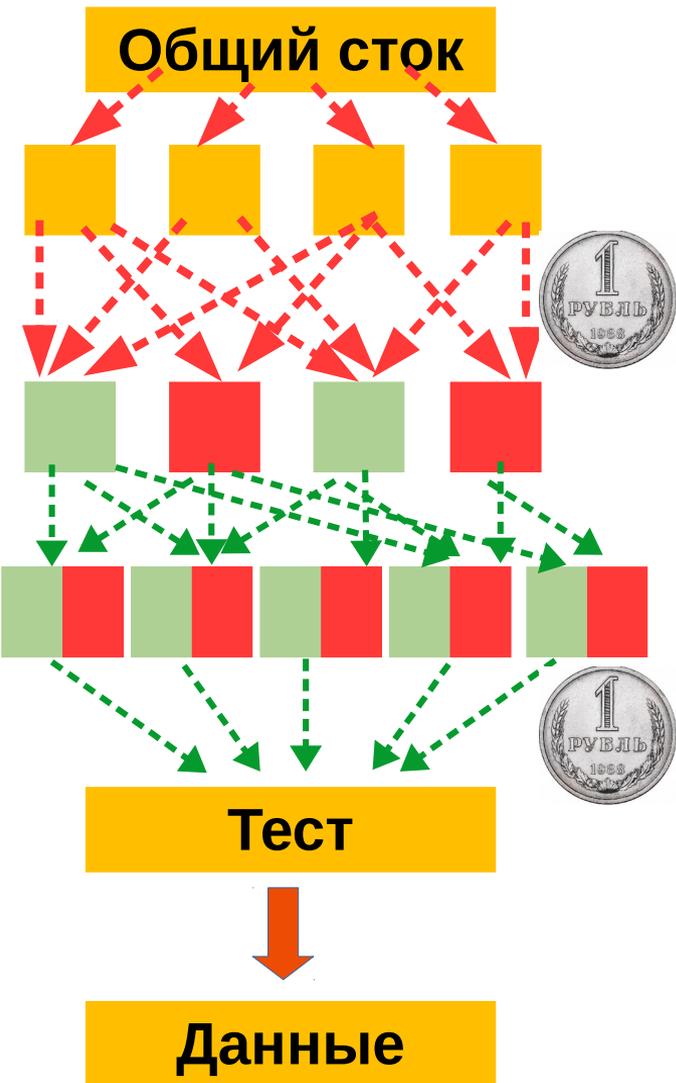


Статистическая гипотеза



Нулевая гипотеза  
(важно, что нулевая гипотеза точечная)

# Схема экспериментального исследования



Научная гипотеза



Статистическая гипотеза



Нулевая гипотеза



Сбор данных = проведение эксперимента  
(планирование эксперимента, рандомизация, контроль спутывающих переменных и пр.)



Источники фото: рубль, ягоды

# Схема экспериментального исследования

Научная гипотеза



Статистическая гипотеза



Нулевая гипотеза



Сбор данных



Проверка нулевой гипотезы  
(плох тот ученый, что не мечтает отклонить нулевую гипотезу)

# Схема экспериментального исследования

Научная гипотеза



Статистическая гипотеза



Нулевая гипотеза

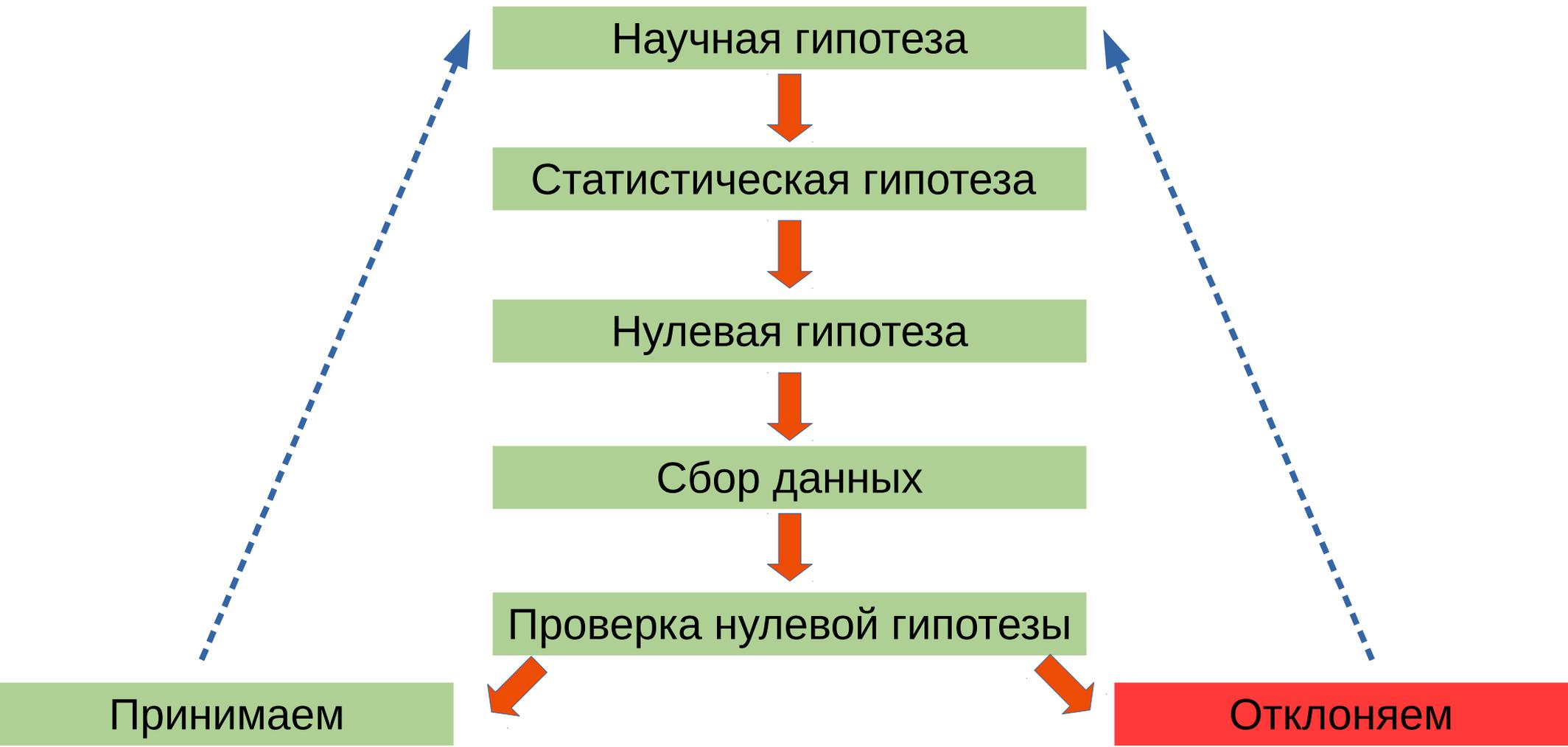


Сбор данных

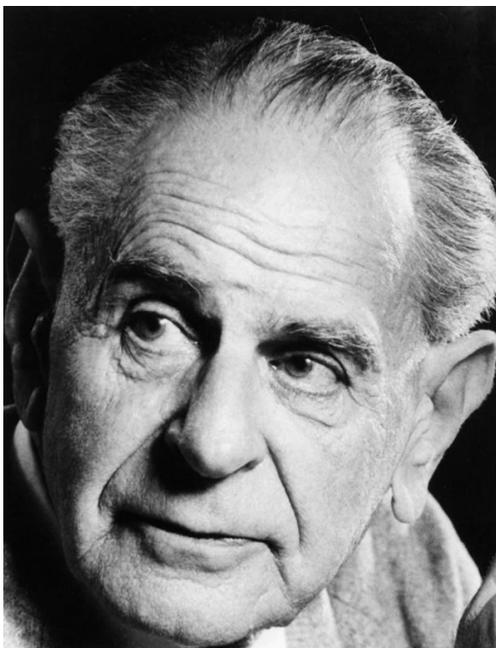


Проверка нулевой гипотезы  
(в реальности мы обычно мечтаем получить  $p < 0.05$ )

# Схема экспериментального исследования



## Миф II. Эта схема обязана своим происхождением К. Попперу



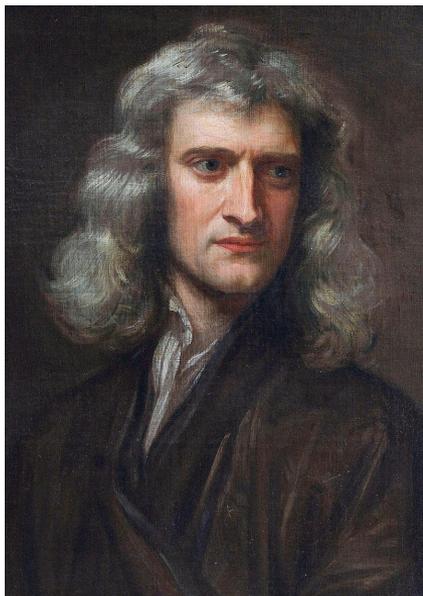
*А был ли Поппер?*

Часто принято проводить аналогию между стремлением ученых отклонить нулевую гипотезу и фальсифицируемостью по К. Попперу<sup>1, 2</sup>.

Сходство это, скорее, внешнее и приобретено задним числом.

Больше об этом здесь и здесь

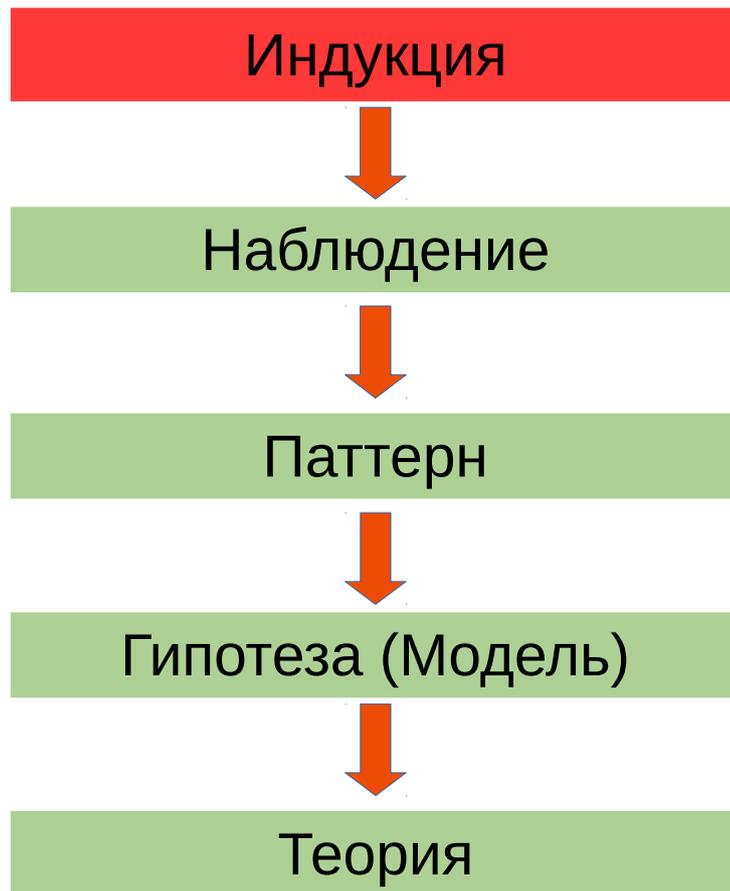
Фото: wikipedia.org



«Hypotheses non fingo»  
(Гипотез не измышляю)

И. Ньютон - сторонник  
индуктивного метода.  
Проблема индукции.

## Индукция и дедукция

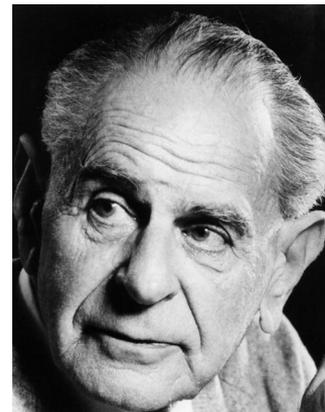


Д. Юм

Если явления были  
связаны в прошлом,  
то они не обязаны  
повторяться в  
будущем.

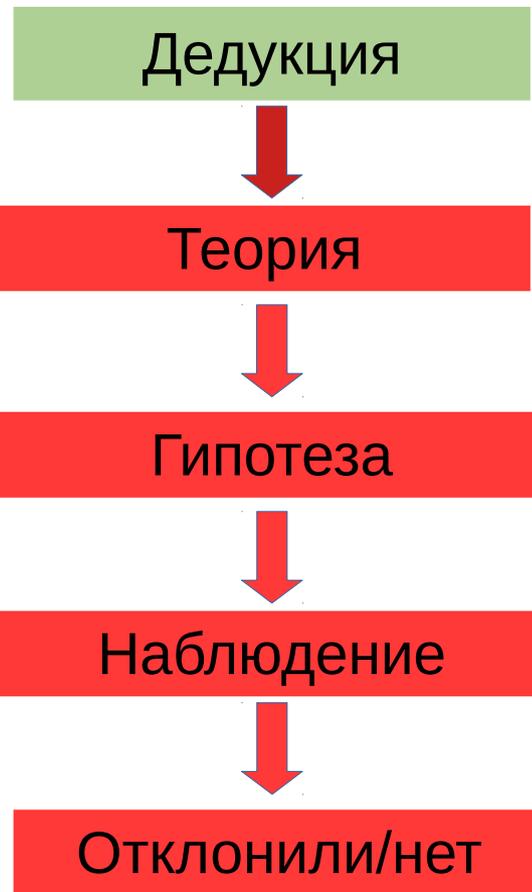
Более подробно — [здесь](#).

# Индукция и дедукция



## *Решение Поппера:*

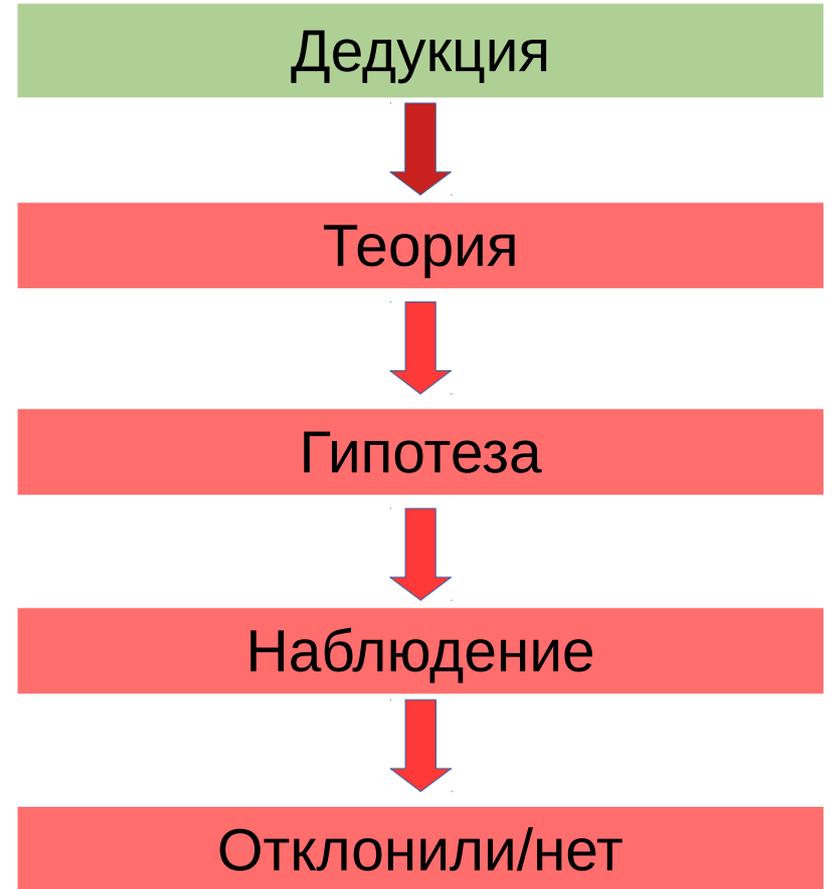
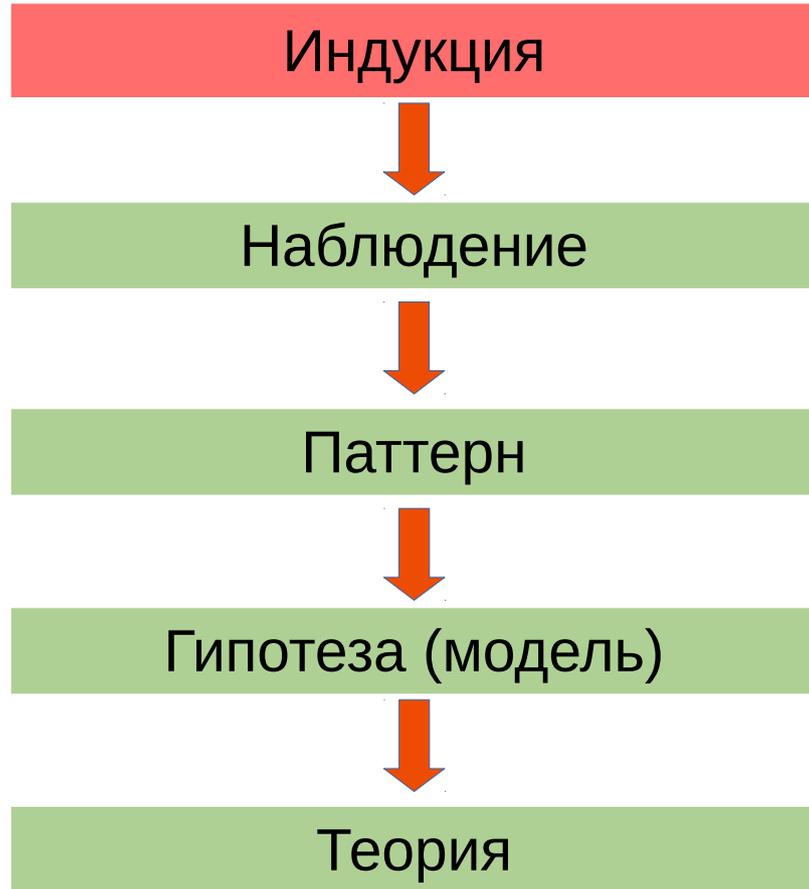
- пусть теорию нельзя доказать, но ее можно (не)опровергнуть.
- научный процесс состоит в том, чтобы выдвигать смелые (bold) теории, а потом пытаться экспериментально их опровергнуть.
- все теории ложны, но чем упорнее теория сопротивляется опровержению, тем она лучше.



«Все теории неверны, но некоторые невернее». (Карл Поппер... не говорил этого, но мог бы сказать!)

Более подробно — [здесь](#).

# Индукция и дедукция

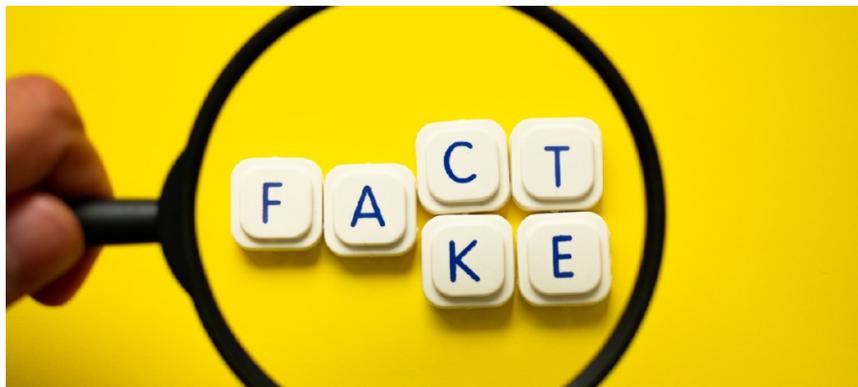


Прежде, чем двигаться дальше, я все-таки скажу это: мы-то знаем, что наука работает не так и не этак!

Думаю, и И. Ньютон, и К. Поппер с нами бы согласились.

# Фальсифицируемость ≠ тестирование нулевой гипотезы!

- Фальсифицируемость — скорее, критерий для разделения науки и ненауки. Он неприменим к отдельным экспериментам, где мы все равно отталкиваемся от данных<sup>1</sup>. Скажем, р-значения подразумевают, что мы судим об общем по частному.<sup>2</sup>
- Нулевая гипотеза — это не «смелая» гипотеза, которую мы пытаемся опровергнуть. Это тривиальное утверждение, устойчивость которого всех интересует с сугубо практической точки зрения. Практически она почти всегда неверна<sup>4</sup>.



# Фальсифицируемость $\neq$ тестирование нулевой гипотезы!

- Нас интересует не столько возможность отклонить  $H_0$ , но и то, насколько «легко» это сделать.
- Если лекарство эффективно на малой выборке пациентов, которые остались живы, то это здорово. Если на огромной, причем пациенты мерли как мухи, то плохо. Вопрос не только в отклонении  $H_0$ .

## При чем здесь Карл Поппер?

- Формулировка гипотез до сбора данных — процедура техническая, необходимая для большей уверенности в адекватности результатов статистического анализа.
- Поппер не разбирался в статистике и мало писал на эту тему.
- Идея проверки  $H_0$  появилась до работ К. Поппера.

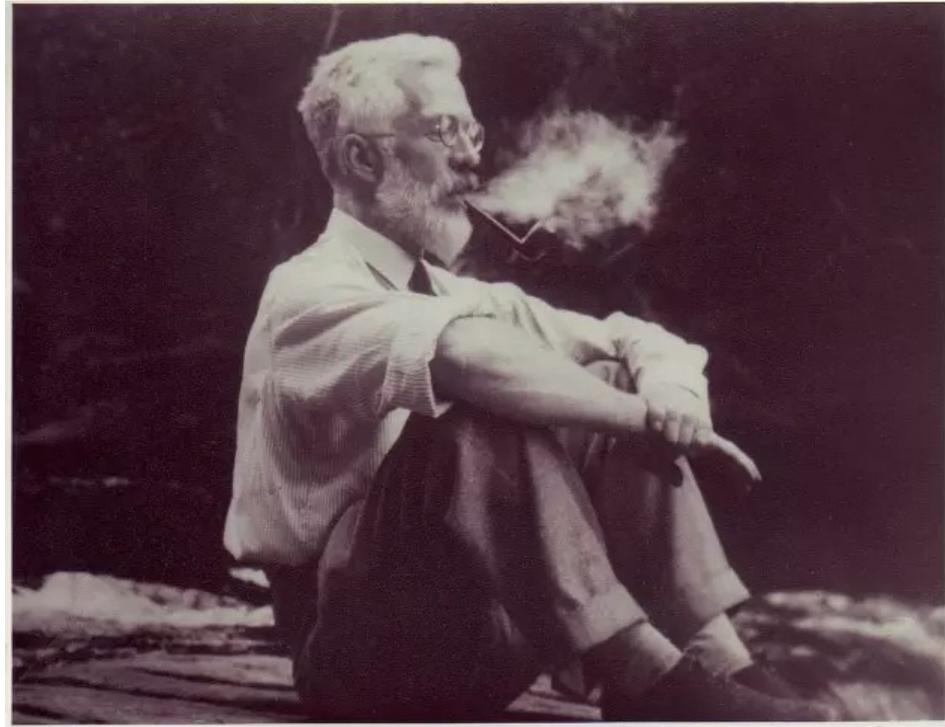
## Кто, если не Поппер?

- Фишеровское убежание
- Принцип Фишера (распределение полов)
- Латинский квадрат
- Метод максимального правдоподобия
- $r$ -значения (изобретены Пирсоном)
- Рандомизация
- ANOVA
- Родительский вклад
- Сверхдоминирование



**Рональд Фишер -  
создатель  
экспериментального дизайна**

# Рональд Фишер



Что же вы такое  
курите, мистер  
Фишер?

Без Рональда Фишера не было бы ни СТЭ, ни экспериментального дизайна, ни анализа данных в их современном виде.

# Конкурирующая концессия

Современное тестирование гипотез сложилось из **конфликта взглядов Фишера и Неймана/Пирсона.**

- Процедуры сходные, но «философия» — разная!
- Их взгляд на тестирование гипотез более последователен, но хуже применим к реальности.

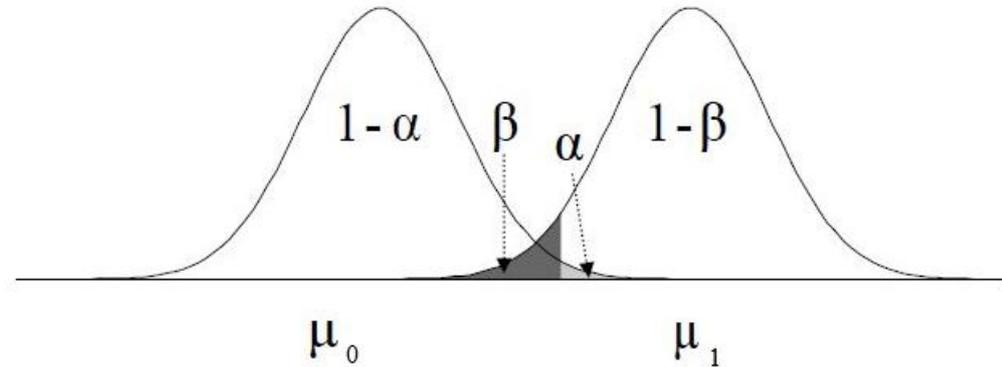


**Ежи Нейман и Иган Пирсон — главные оппоненты Р. Фишера**

# Конкурирующая концессия

Аналогия с судебным процессом:

- Ошибка I рода — осуждение невиновного.
- Ошибка II рода — оправдание виновного.



Тестирование гипотез по Нейману — Пирсону. Здесь:

- $\alpha$  — вероятность ошибочно отклонить  $H_0$ .
- $\beta$  — вероятность ошибочно принять  $H_0$ .

**А разве мы не так работаем?**

Фото: [отсюда](#). Рисунок [отсюда](#).

# Противоречия в подходах Фишера и Неймана — Пирсона

## Фишер

- Нет явной  $H_a$ .
- Нет ошибок I- и II-го рода.  $H_0$  практически всегда неправдоподобна.
- Не подразумевается анализ мощности
- P-value позволяет судить об «актуальности» результатов единичного эксперимента (по мнению Фишера).
- Интерпретация с точки зрения научного интереса.

## Нейман и Пирсон

- $H_a$  сформулирована четко. Сравняются конкурирующие гипотезы.
- Уровень значимости  $\alpha$  — ошибка первого рода.
- Есть анализ мощности (т. е. нужно заранее знать силу эффекта и размер выборки).
- Строго говоря, неприменим к единичному эксперименту.
- Интерпретация с точки зрения принятия решений.

# Все войны заканчиваются перемирием!

## Резюме

- Подходы Фишера и Неймана — Пирсона логически несовместимы.
- Подход Неймана — Пирсона более строг и корректен (однако он используется обычно в производственных задачах).
- «Философия» научного исследования больше соответствует Фишеровской логике.
- Ученые используют нечто среднее между двумя подходами, но... ближе к Фишеру.
- Опять химера.



# Проблема р-значений

## Претензии к р-значениям:

- 1) По существу.
- 2) К традиции применения.
- 3) К осознанности применения

Поспособствовав широкому применению р-значений, Р. Фишер невольно открыл шкатулку Пандоры.

«Ересь, хмель, индюки и табак прибыли на одном корабле».

Ходят слухи, что там нашлось место и для р-значений...



Джон Петти. «Молитва о ниспослании низких р-значений» (фрагмент).

# Проблема р-значений.

**Не очень понятно, что есть р-значения.**

Некая величина, которая рассчитывается в предположении, что  $H_0$  верна, хотя мы знаем, что она всегда не верна?

Это не ошибка I-го рода.

Это не вероятность того, что  $H_0$  верна.

Что это тогда?

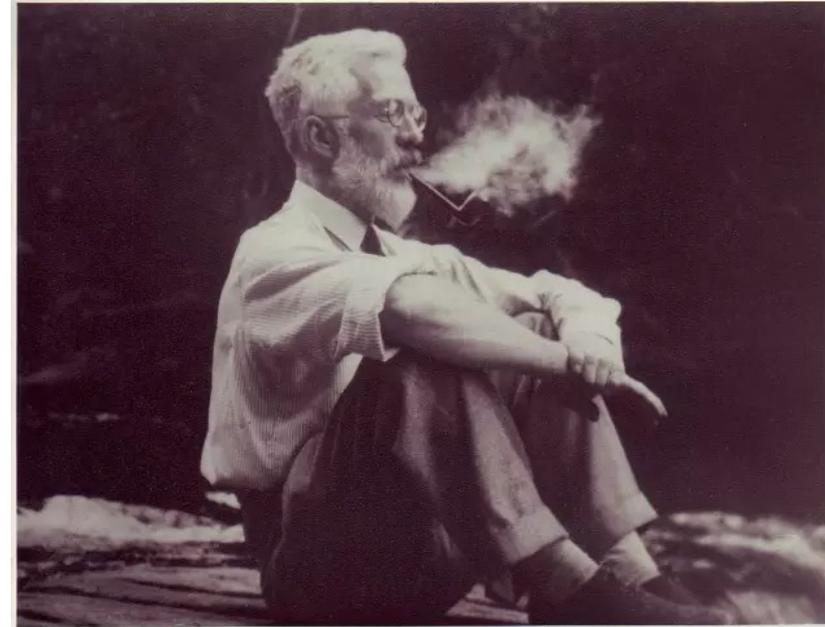
Многие считают, что в реальности ученых интересует не р-значение, а так называемый False positive risk (FPR).

Если мы получили  $p = 0.03$ , то какова вероятность, что мы ошиблись, отклонив  $H_0$ ?



# Проблема р-значений.

- Сам Фишер никогда не относился к р-значениям серьезно. Можно сказать, что он предпочитал использовать их, а не просто «пялиться» на результаты.
- Для него это был, скорее, критерий копать или не копать в каком-то направлении.
- Фишер вовсе не считал, что  $1/20$  — это какое-то волшебное число. Напротив, предполагал, что р-значения будут использовать осознанно, в зависимости от обстоятельств.
- Реальность несколько иная.



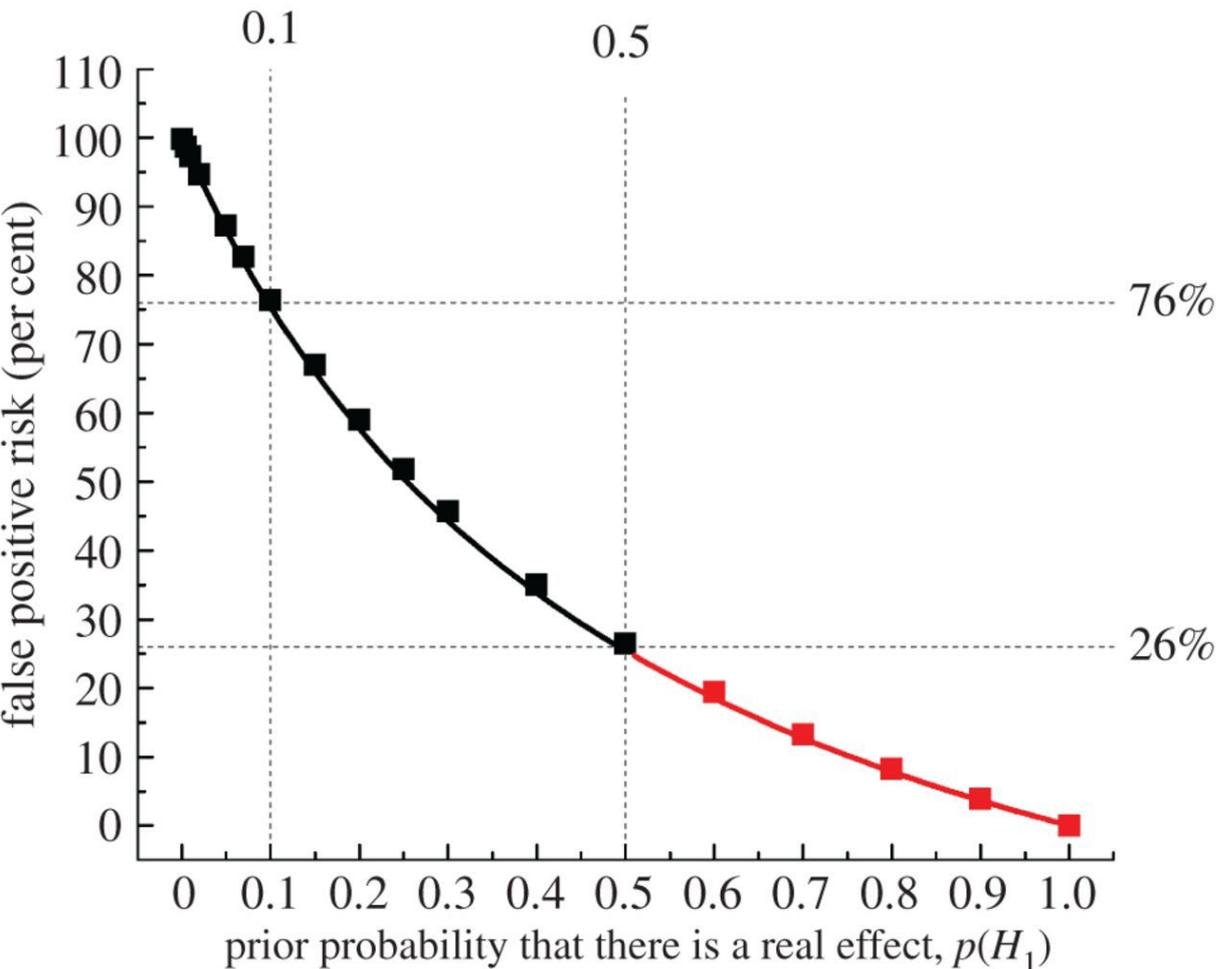
# Проблема р-значений (вопросы)

Данные не соответствуют  $H_0$  → не факт, что они лучше соответствуют какой-то другой гипотезе. Альтернатива может быть еще менее вероятна.

Представьте себе, что мы имеем возможность узнать у бога, верна ли  $H_0$ ? Или же мы правильно сделали, отклонив ее? Пусть у нас есть очень много  $p = 0.05$  и мы точно знаем верна ли  $H_0$  в каждом конкретном случае. Как часто мы будем ошибаться?



**Вместо молитвы атеисты могут использовать компьютер!**



**Colquhoun (2017, 2019)**  
генерировал по 100000 наборов данных и сравнивал группы (t-test).

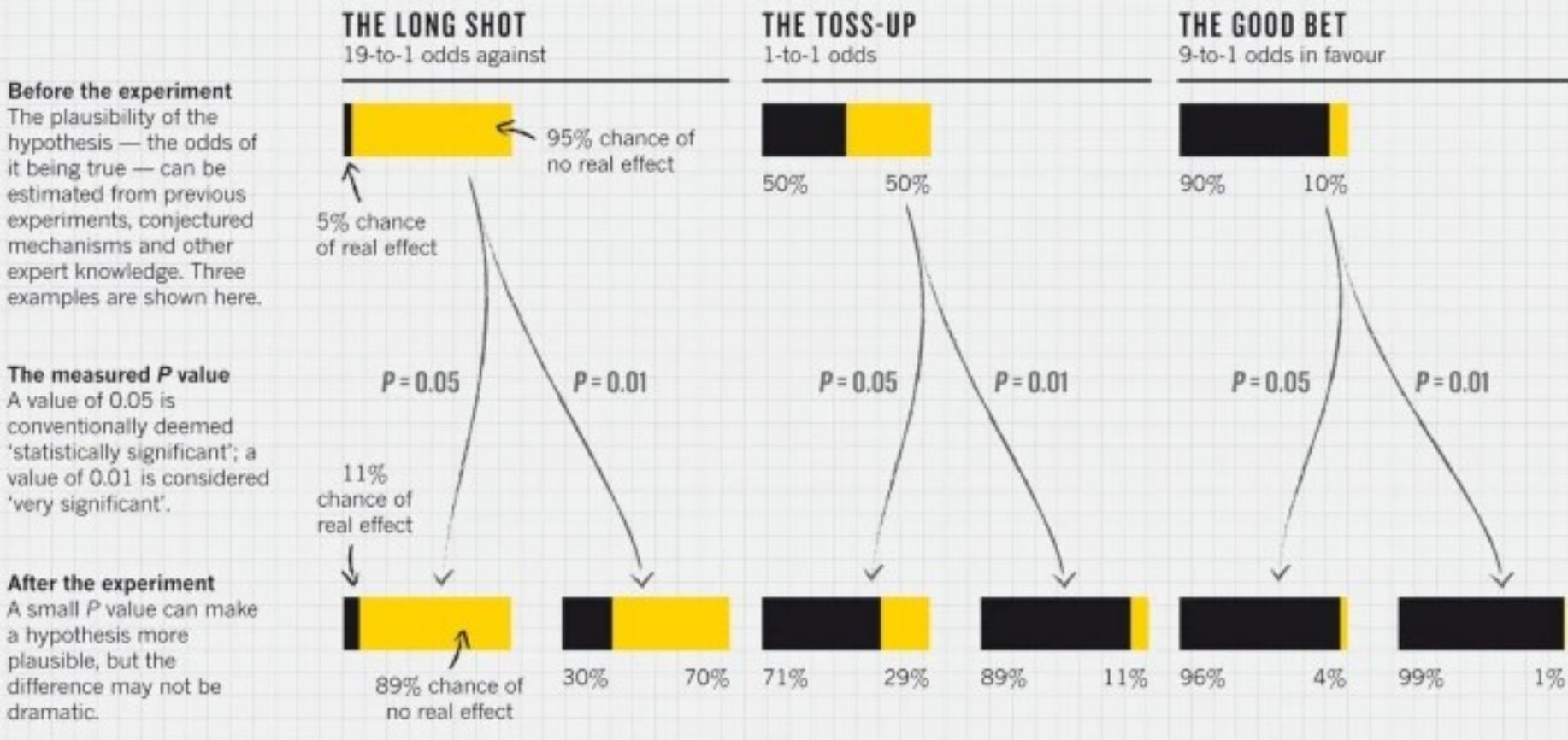
В некоторых случаях «наблюдения» были из одной генеральной совокупности, а в других из разных. Затем он рассчитывал FPR при  $0.045 < p < 0.05$ .

Доля ложноположительных «срабатываний» теста при разной вероятности того, что различия, действительно, существуют  
**при  $p(H_0)/p(H_a) = 1:1$  FPR равен 26%!**

# PROBABLE CAUSE

A *P* value measures whether an observed result can be attributed to chance. But it cannot answer a researcher's real question: what are the odds that a hypothesis is correct? Those odds depend on how strong the result was and, most importantly, on how plausible the hypothesis is in the first place.

■ Chance of real effect  
■ Chance of no real effect



Беда в том, что в реальной жизни мы редко знаем вероятность того, что гипотезу нужно отклонить.

Рисунок: Nuzzo, 2014

# Проблема p-значений (ошибки при применении)

- ❗ Нет магической черты, разделяющей  $p = 0.04^*$  и  $p = 0.06$ .
- ❗ P — это не вероятность того, что  $H_0$  верна.
- ❗ P — ничего не говорит о силе эффекта.
- ❗ P — всего лишь повод проявить интерес к результатам, а не истина в последней инстанции.
- ❗ P — имеет смысл только в контексте изучаемой проблемы.

«...there are three questions a scientist might want to ask after a study: 'What is the evidence?' 'What should I believe?' and 'What should I do?' One method cannot answer all these questions...: “The numbers are where the scientific discussion should start, not end.”» (Nuzzo, 2014)

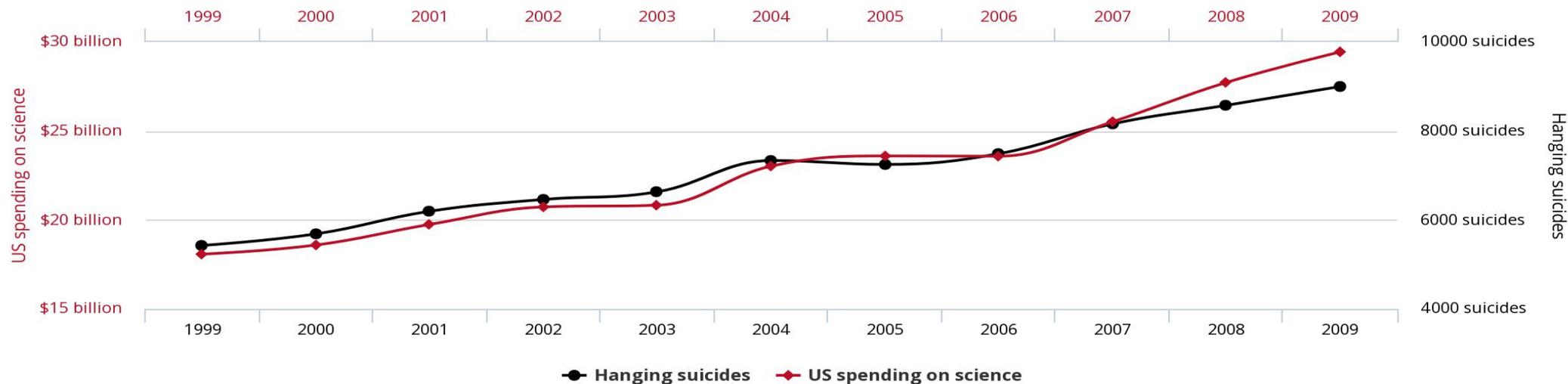
# Проблема р-значений (советы)



- ☞ Не пишите, что вы подтвердили  $H_0$  (а «failed to reject», например).
- ☞ Избегайте звездочек (\*\*\*\*\*). Это не погоны и не коньяк!
- ☞ Старайтесь приводить точные р-значения ( $p = 0.024$ , а не  $p < 0.05$ ).
- ☞ Больше внимания силе эффектов (всех интересует разница между группами и сила связи, а не только  $p$ ).
- ☞ Визуализируйте ваши данные.  $P$  бывает обманчиво.
- ☞ Будьте очень критичны в отношении  $p$  близких к  $0.05$  и даже  $0.01$ .
- ☞ Принимайте в расчет практические соображения.

# Число самоубийств путем удушения в США хорошо коррелирует с государственными расходами на науку и космос... НО ВРЯД ЛИ ЭТО СВЯЗАНО НАПРЯМУЮ.

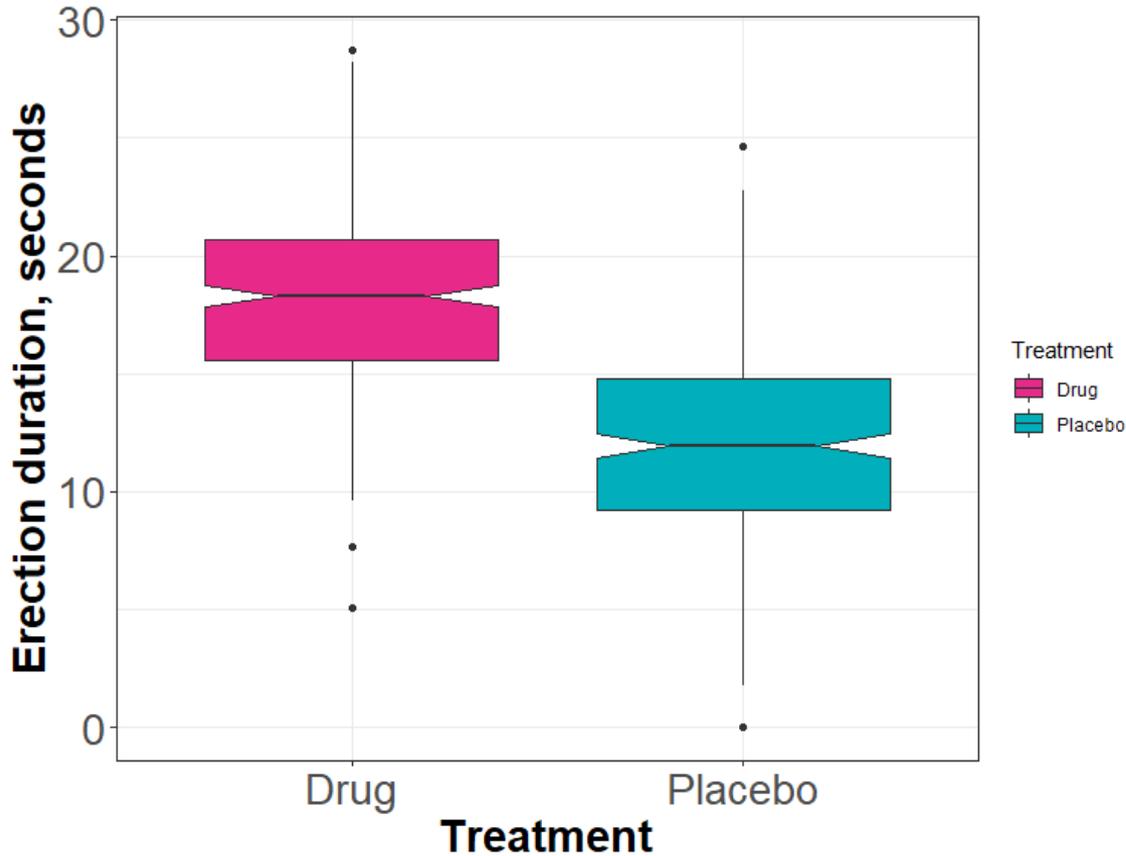
**US spending on science, space, and technology**  
correlates with  
**Suicides by hanging, strangulation and suffocation**



tylervigen.com

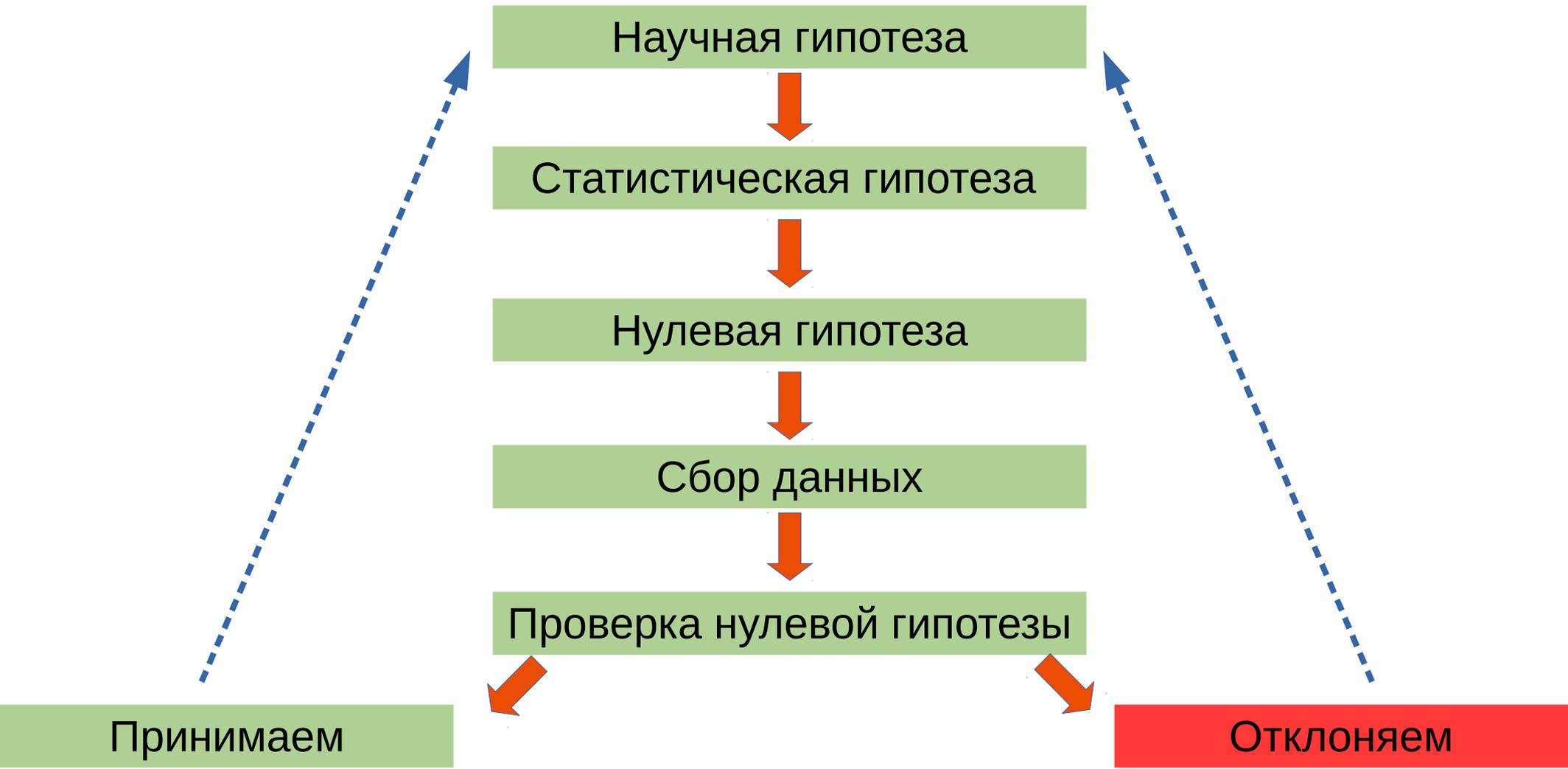
<http://www.tylervigen.com/spurious-correlations>

# Проблема р-значений (советы).



Изучали влияние лекарства от импотенции на продолжительность эрекции у мужчин. Лекарство протестировали на огромной выборке. Продолжительность эрекции в опыте была с высокой достоверностью выше ( $p < .00001$ ), чем у тех, кто получал плацебо. Лекарство рекомендовали к использованию наряду с масками и перчатками.

# Схема экспериментального исследования



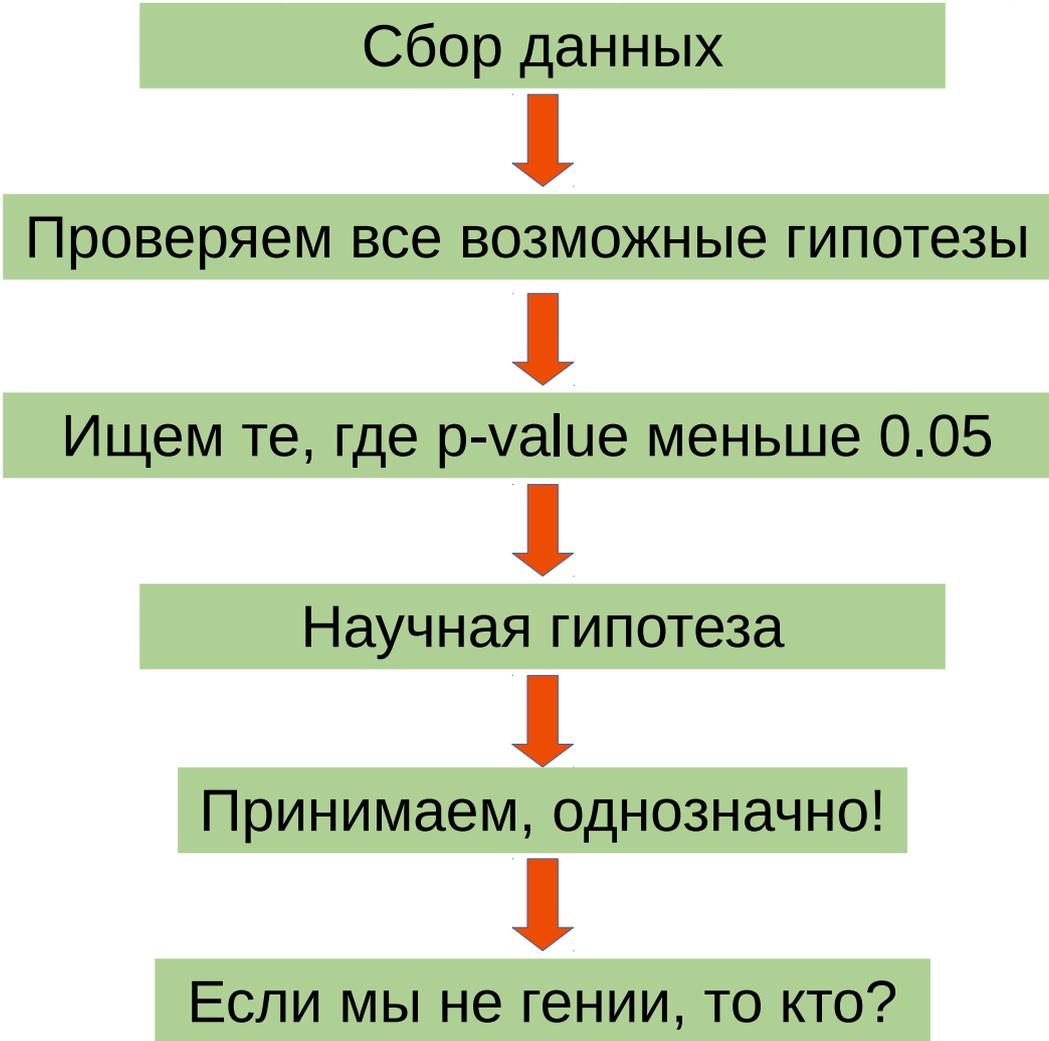
# Схема эксперимента: грубая реальность

## 1) Эксперименты крайне редко повторяют!



Схема эксперимента: грубая реальность.  
2) План эксперимента нередко выглядит так:

Сбор данных



```
graph TD; A[Сбор данных] --> B[Проверяем все возможные гипотезы]; B --> C[Ищем те, где p-value меньше 0.05]; C --> D[Научная гипотеза]; D --> E[Принимаем, однозначно!]; E --> F[Если мы не гении, то кто?];
```

Проверяем все возможные гипотезы

Ищем те, где  $p$ -value меньше 0.05

Научная гипотеза

Принимаем, однозначно!

Если мы не гении, то кто?

# Data-dredging — 1 (*post-hoc* гипотезы)

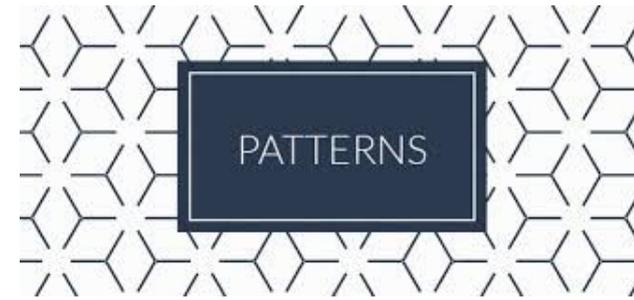
- Придумывать гипотезы после того, как проверили их значимость, все равно, что делать ставку после того, как лошади уже добежали.
- Пример подгонки данных под готовый результат.
- Люди горазды придумывать объяснения задним числом.

Скрытые послания в Библии (или «Войне и мире») - радикальные примеры драгирования данных (Volker, 2007).

«Ученые в погоне за р-значениями». Холст, масло.



# Data-dredging — 1 (*post-hoc* гипотезы)



- В данных всегда есть случайные паттерны.
- Когда данных (тестов) много, часть из них непременно окажется статистически значимой просто в силу случайности.
- В идеале гипотезы надо формулировать до сбора данных[1] (на практике хотя бы до того, как вы на эти данные взглянули).
- Это дополнительная защита от *ложноположительных результатов*.
- Большинство опубликованных результатов ложноположительные [2].



# Data-dredging — 1 (*post-hoc* гипотезы)

- А как же поправка Бофферрони? Разве она не спасет?
  - Спасет, да не совсем.

## Пример

Студентка Аня и аспирант Боря проводят в вашей лаборатории эксперименты. Они хотят проверить, как 100 различных БАВ влияют на экспрессию гена *posthoc* у марсианского неслуха. Однажды в пятницу вечером Аня параллельно с работой постила фотографии в <censored>, а Боря сабмитил статью в журнал изд-ва MDPI. Поэтому вместо дистиллята они добавили в контрольные чашки 96%-ый этанол.

- Все остальные эксперименты проведены нормально.

# Перепроверить нельзя опубликовать

Вы получили очень низкое р-значение, которое держится со всеми поправками Бонферрони. И...?

Судьба эксперимента		Эффект ожидался	
		Да	Нет
Fan of P-values	Да	Я — гений/честный олух. В Nature.	В Nature, в Nature...
	Нет	Очень интересно. Перепроверить.	Опять лазали в <censored>. Перепроверить.

**Если вы сформулировали свои гипотезы заранее, то вероятность прослыть честным олухом невелика. Должно совпасть сразу несколько маловероятных событий.**

# Data-dredging — 1 (вопросы)

- Что делать?
- Насколько конкретно нужно формулировать гипотезу заранее?
- Неужели все результаты, полученные без гипотез никуда не годятся?



# Data-dredging — 1 (советы)

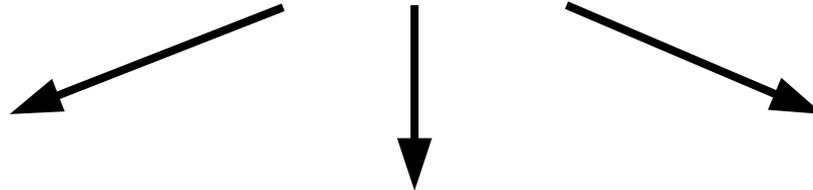
- Старайтесь формулировать гипотезы заранее.
- Делайте гипотезы конкретными, но не слишком узкими. Без предположений о конкретном типе трансформации данных.
- «Игры» с разными трансформациями данных с целью получения  $p < 0.05$  — харам.
- Завершайте введение в статью ясно сформулированными гипотезами.
- Если есть возможность, следуйте философии Неймана — Пирсона.

Картина: [Джон Уотерхаус](#)



# Data-dredging — 1 (советы)

Разделите результаты на три категории:



Предсказанные

Неожиданные

Совершенно  
неожиданные

(в целом похоже на  
предсказанные - какие-нибудь  
неожиданные взаимодействия)

потенциально  
интересные

В статье недвусмысленно напишите, к какой категории относится тот или иной результат.

# Data-dredging — 1 (советы)

Относитесь к результатам третьей категории, как к результатам третьего сорта предварительным результатам.

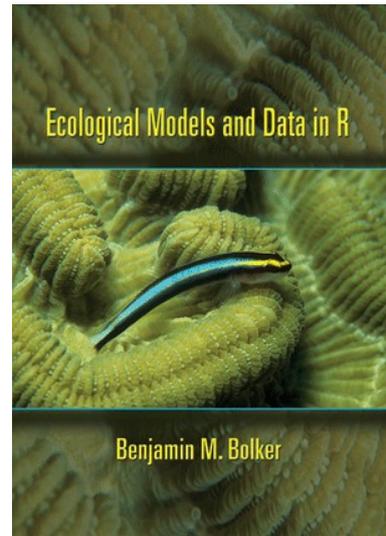
Не стесняйтесь этого.

Чем более невероятен неожиданный результат с точки здравого смысла, тем меньше давайте ему веры.

Хорошо собранные данные не пропадут.

«Ideally, you would think about how you will analyze your data before you go into the field to collect it. This rarely happens. Fortunately, if your observations are adequately randomized, controlled, independent, and replicated, you will be able to do something with your data. If they aren't, no fancy statistical techniques can help you.»

(Ben Bolker „Ecological Models and Data in R“)



## Data-dredging — 2 (выбор моделей)

- Часто data-dredging ( $\approx$ cherry-picking) предстает в ином виде.
- В ходе работы у исследователя есть возможность измерить огромное число переменных.
- Например, в экологических исследованиях это могут быть десятки показателей окружающей среды + множество данных, скажем, о составе сообщества.
- Даже в контролируемом эксперименте 5-6 предикторов — дело обычное.



## Data-dredging — 2 (выбор моделей)

- Представьте, что вы изучаете влияние инъекций тестостерона на агрессивность марсианской землеройки.
- Переменные: пол, возраст, опыт/контроль, размер, популяция (с Фобоса или Деймоса) и ID тестовой арены.
- С ростом числа НП число возможных моделей растет в геометрической прогрессии.
- С учетом возможных взаимодействий число возможных моделей быстро достигает астрономических величин.

*Как определить какие предикторы важны, а какие нет?*



# Data-dredging — 2 (выбор моделей)

Подход первый: вбросить все в модель все НП и их взаимодействия.

$$Y \sim (A+B+C+D+E)^5$$

## Проблемы:

- ◆ Вы едва ли сможете интерпретировать 4-ные взаимодействия между переменными.
- ◆ Теоретические предпосылки даже для тройных взаимодействий трудно встретить на практике.
- ◆ Вся вариация в ваших данных будет «размазана» по большому числу предикторов → нет достоверных эффектов, но есть Меланхолия.

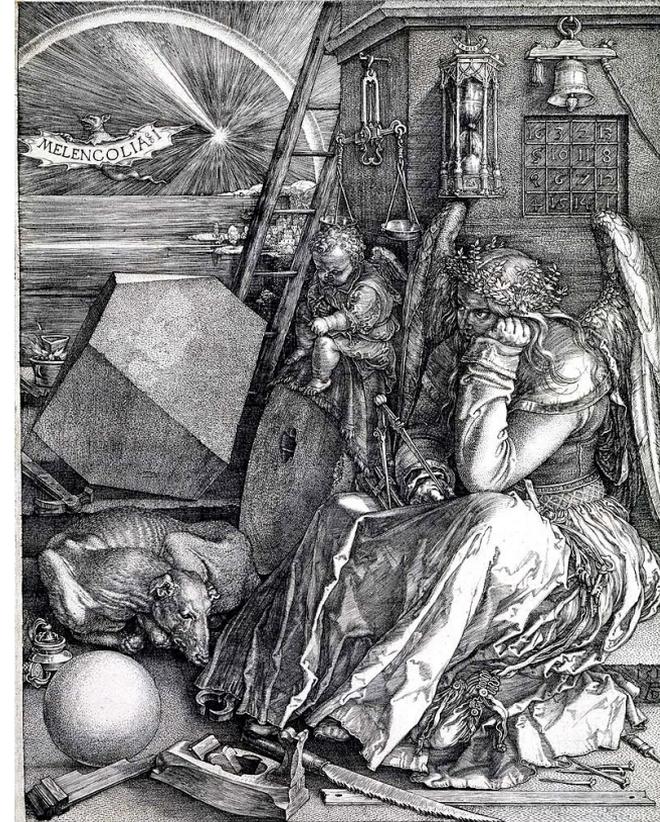


Рисунок: Альбрехт Дюрер

## Data-dredging — 2 (выбор моделей)

Подход второй: учитывать только главные эффекты, т. е. строить модель без взаимодействий.

$$Y \sim A+B+C+D+E$$

Проблемы:

- ◆ Почему только их?
- ◆ А если нас интересуют взаимодействия?
- ◆ А если они нас не интересуют, но они есть?

Выходит, что мы намеренно упрощаем реальность, получая сферическую корову в вакууме.



Рисунок: Ingrid Kallick

# Data-dredging — 2 (выбор моделей)

## Подход третий: автоматический выбор моделей

Проблемы (их как минимум 10 — клик):

- ◆ Высокая вероятность False positives (заниженные  $p$ -значения, зауженные ДИ).
- ◆ Смещенные (завышенные) коэффициенты моделей.
- ◆ Отучает думать.
- ◆ Противоречит всей логике тестирования заранее сформулированный гипотез.
- ◆ Очень плохо работает, если какие-то НП сильно коррелируют.
- ◆ Серьезная помеха на пути к научной добродетели.

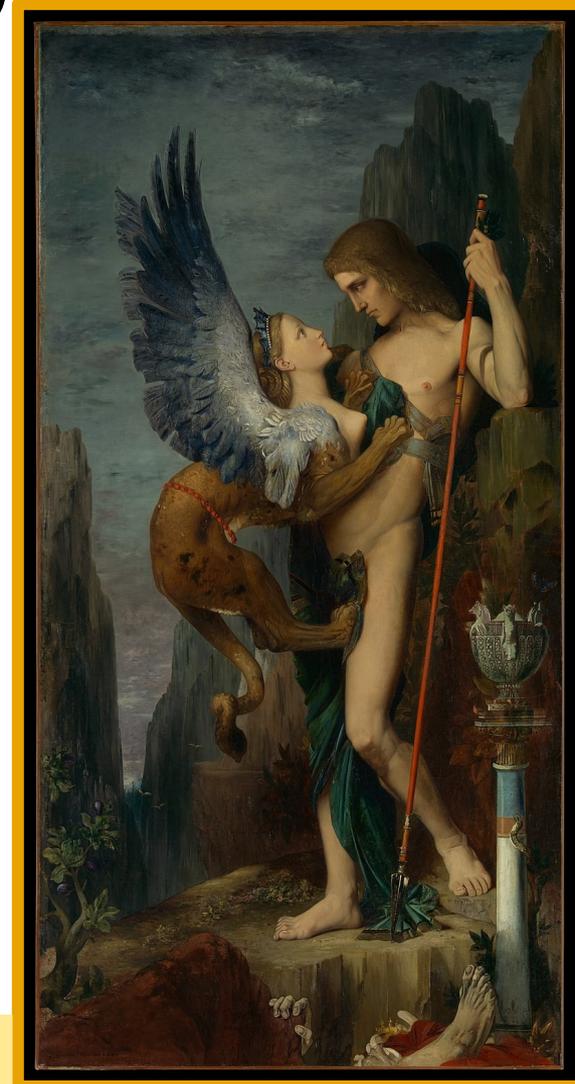


Рисунок: Альбрехт Дюрер

# Data-dredging — 2 (вопросы)

- На каком этапе нужно определиться с моделью, которая вас интересует?
- Как выбирать модели, которые лучше всего описывают ваши данные?
- Нужно ли, вообще, их выбирать?
- Если автоматический выбор моделей так плох, то откуда он взялся?

Гюстав Моро «Как выбирать модели?»



## Data-dredging - 2 (советы)

Много званых, но мало избранных.

- В идеале — раз гипотезы формулированы заранее, то и модели тоже.
- В экспериментальной лабораторной работе это несложно. С полевой работой хуже.
- Все равно определите круг моделей, от которых будете отталкиваться.
- Не стесняйтесь «куцых» моделей.

Например,

$$Y = A + B + C + D + A*B,$$

где  $A*B$  — интересующее вас взаимодействие.



Фото: [theguardian.com](http://theguardian.com)

# Data-dredging - 2 (советы)

## Лучше меньше, да лучше!

- Избегайте «целевых» моделей с  $\geq$  тройными и взаимодействиями.

Обычно за такими моделями не стоит никакой внятной теоретической базы и их трудно интерпретировать.

- Если такие взаимодействия кажутся вам необходимыми, подумайте: «А все ли хорошо с дизайном эксперимента»?
- Если заранее модель сформулировать было нельзя, то старайтесь уменьшить число НП, используя логику, а не автоматический отбор.

## Data-dredging - 2 (советы)

### All work and no play makes Jack a dull boy

- Не бойтесь «играть» с вашими данными, «вручную», добавляя к целевой модели те или иные осмысленные НП.
- Это покажет, «устойчива» ли ваша модель к изменениям в составе предикторов.
- Если оценки коэффициентов модели «скачут», значит что-то не так.
- Сравните вашу модель с моделями, куда включены взаимодействия высоких порядков, чтобы не упустить что-нибудь важное.
- Если эффекта нет, но включение НП в модель имеет смысл, то стоит ли ее удалять?



## Data-dredging - 2 (советы)

Не будьте слишком серьезны.

- Если «игры» с целевой моделью выявили какие-то неожиданные взаимодействия и факторы, то
  - а) Не относитесь к этому слишком серьезно.
  - б) Возможно, вы на пути к новым открытиям.
- Даже если ваша цель чисто разведочная, то все равно минимизируйте машинный выбор моделей.
- AIC, BIC, DIC и прочие критерии — отличные инструменты для выбора между осмысленными моделями, для окончательной доводки модели.

Примечание:

Если ваша цель — предсказание или «разведка», то все работает несколько иначе.

## Заключение

**Hypothesis-driven science (HDS)** —  
мощный инструмент,  
обеспечивший колоссальный  
прогресс в последние 100 лет.



Несмотря на внешнюю стройность, это пестрое «макраме» из самых различных философских и математических концепций.

HDS взяла кое-что и от Поппера, и от эмпириков, и от классической статистики, и от Байесовой, и от Фишера, и от Неймана — Пирсона,  
**но еще больше от практики и здравого смысла.**

## Заключение

Как утверждал Р. Фишер, экспериментальное исследование является «притязанием на полную интеллектуальную свободу».

В отличие от дедуктивного знания, построенного на незыблемых аксиомах, эксперимент открывает нам «доступ к неожиданным истинам» (access to unsuspected truths).

Однако любая свобода требует ответственности.



Рене Магритт

## Заключение

«Плетеный коврик» HDS очень хорош, но неустойчив перед недобросовестностью.

Он позволяет как эффективно получать новые знания, так и симулировать их получение.

Следование правилам HDS — акт доброй воли ученого.

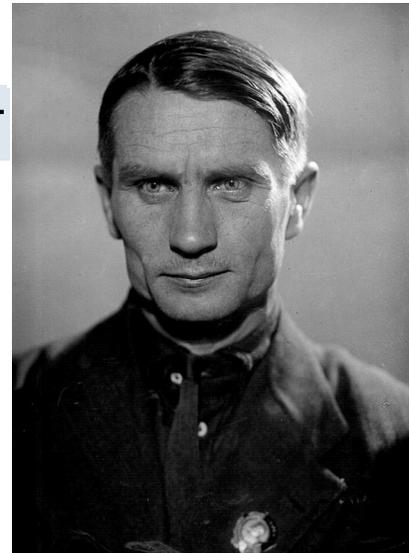


Нил Фергюсон  
(«коронабесие»)

Пренебрежение этими правилами наносит ущерб науке в целом, но может сделать карьеру отдельного исследователя.

**Типичный пример «трагедии общин»!**

Фото — <https://www.wikipedia.org/>



Т. Д. Лысенко  
(«лысенковщина»)



Доклад поддержан  
грантом Министерства  
образования и науки РФ  
№ 220-6544-5338

**Спасибо за терпение!**

Фото: [ru.wikipedia.org](https://ru.wikipedia.org)