

Экспериментальные методы в общественных науках:  
Good  
Better  
Yet better...

Белянин Алексей Владимирович

30 ноября 2021 г.

Announcement of the 2021 Sveriges Riksbank Prize in Economic Sciences in Memory of Alfred Nobel



# EKONOMIPRISET 2021 THE PRIZE IN ECONOMIC SCIENCES 2021



KUNGL.  
VETENSKAPSKAS  
AKADEMIEN

THE ROYAL SWEDISH ACADEMY OF SCIENCES

Photo: UC Berkeley



David Card, USA

*"för hans empiriska bidrag till  
arbetsmarknadsekonomi"*

*"for his empirical contributions to  
labour economics"*

Photo: Creative Commons Wiki



Joshua D. Angrist, USA

*"för deras metodologiska bidrag till analysen av  
kausala samband"*

*"for their methodological contributions to the analysis  
of causal relationships"*

Photo: Stanford Graduate School of Business



Guido W. Imbens, USA

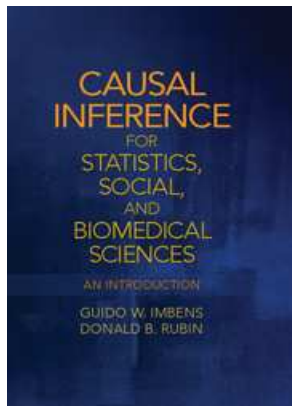
THE  
NOBEL  
PRIZE

#nobelprize  
▶ ⏪ 🔊 4:52 / 40:57

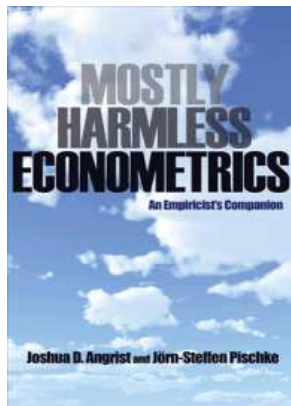
Scroll for details



## Contributions



Imbens, G., and Rubin, D. (2015). Causal Inference for Statistics, Social, and Biomedical Sciences: An Introduction. Cambridge UP,

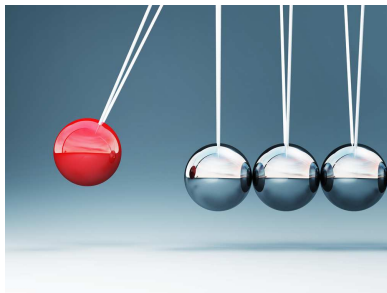


Joshua D. Angrist and Jörn-Steffen Pischke (2009). Mostly Harmless Econometrics. An Empiricist's Companion, Princeton UP,

## Что такое эксперимент

- Наблюдение, основанное на теории ('In theoretically unambiguous circumstances' — (c) A.E.Roth).
- (Вероятно, главный) метод и инструмент научного познания.
- Всегда искусство — хотя и в разных смыслах.
- Лучшее знание — враг хорошего знания.

## Причинно-следственные связи

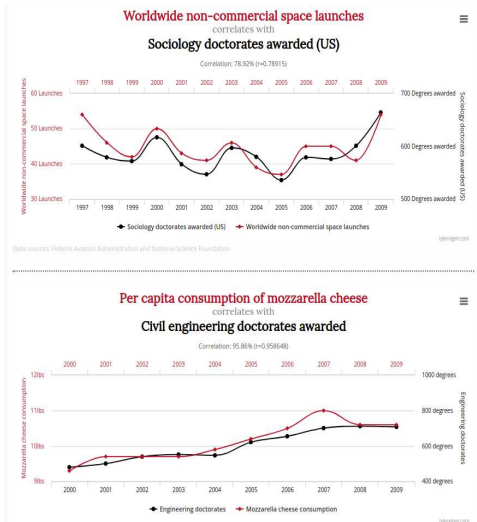


$$Y = f(X) + \varepsilon$$

Когда мы можем утверждать, что  $X$  есть причина  $Y$ ?

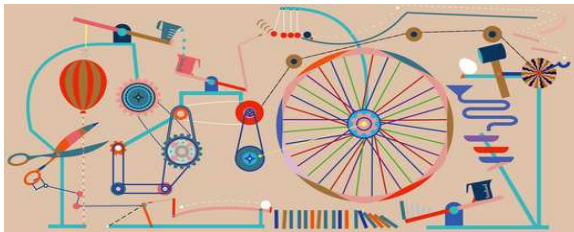
- Correlation  $\neq$  causation
- И как быть с confounders?

# Причинно-следственные связи II



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

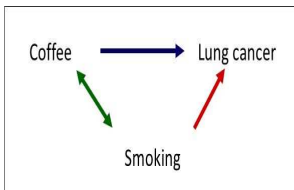
## Причинно-следственные связи III



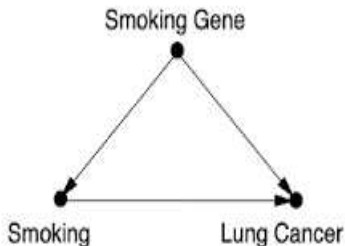
- Что является причиной рака легких? (Курение, социально-экономический статус, гены?..)
- Помогают ли вакцины от COVID-19 (и если да, то какая лучше?)
- Влияет ли размер класса на успеваемость учеников (и какой размер оптимален)?
- Способна ли пропаганда усилить социальный конфликт?
- Приводит ли повышение минимальной заработной платы к росту безработицы?

# Причинно-следственные связи IV

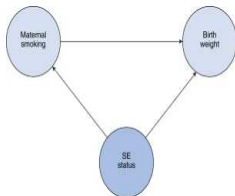
Confounding



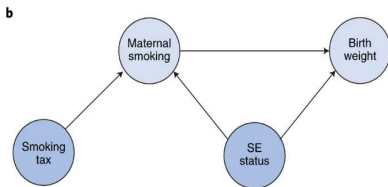
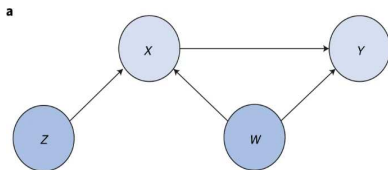
Smoking is correlated with coffee drinking and a risk factor even for those who do not drink coffee



# Инструменты



$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 W_i + e_i$$
$$\hat{\beta}_{OLS} = (X^T X)^{-1} X^T Y$$
$$\text{cov}(X_i, e_i) \neq 0$$



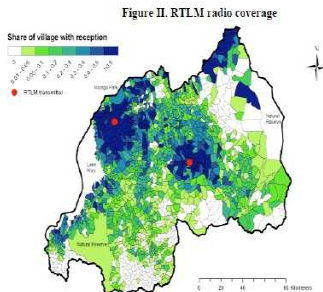
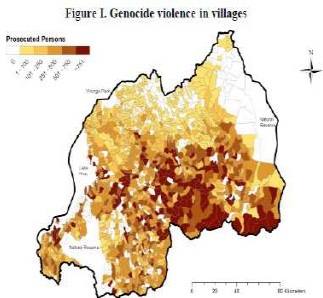
$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 \hat{X}_i + \beta_2 W_i + e_i$$
$$\hat{X}_i = \alpha_0 + \alpha_1 Z_i + u_i$$
$$\hat{\beta}_{IV} = (Z^T X)^{-1} Z^T Y$$

## Требования к инструментам

**Relevance** Инструмент  $Z$  скоррелирован (чем лучше — тем лучше:) с инструментируемой переменной  $X$ .  
Проверка:  $cov(X, Z) \neq 0$

**Exclusion restrictions** Инструмент  $Z$  не скоррелирован с зависимой переменной  $Y$ , т.е. влияет на нее исключительно через  $X$ . Проверка: аргументы...

# Экзогенная вариация: покрытие радио и геноцид в Руанде (Yanagizawa-Drott, 2016)

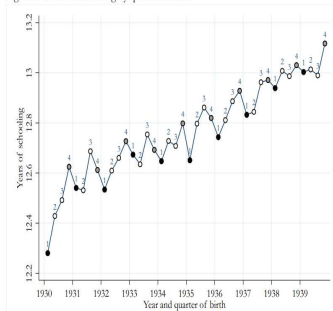


$$\log(h_i) = \beta r_i + \mathbf{X}_i \gamma + \gamma_i + e_i$$

# Естественные эксперименты в образовании

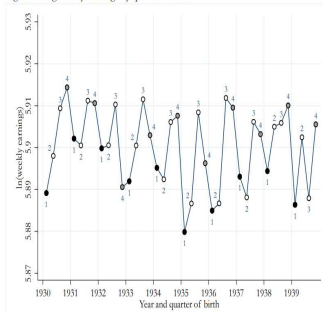
## Angrist and Krueger, 1991

Figure 2: Years of schooling by quarter of birth



Notes: The figure is based on the data used by Angrist and Krueger (1991). The data set comes from the 1980 US Census and covers men born 1930–1939. Black circles show mean years of schooling among men born in the first quarter, gray circles pertain to men born in the fourth quarter. The difference between the two groups is 0.1514 years.

Figure 3: Log weekly earnings by quarter of birth



Notes: The figure is based on the data used by Angrist and Krueger (1991). The data set comes from the 1980 US Census and covers men born 1930–1939. Black circles show mean log earnings among men born in the first quarter, gray circles pertain to men born in the fourth quarter. The difference between the two groups is 0.0135.

Exogenous variation in  
years of education

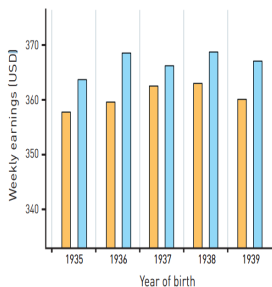
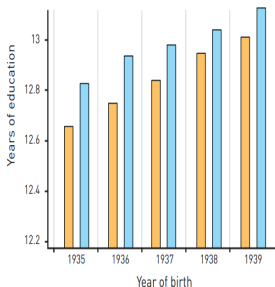
causes higher income for more educated.

# Естественные эксперименты II

People born late in the year have more years of education and higher incomes

Additional years of education have a positive effect on income. The figure uses data from Angrist and Krueger (1991).

■ Born in first quarter ■ Born in fourth quarter



# Difference-in-Differences

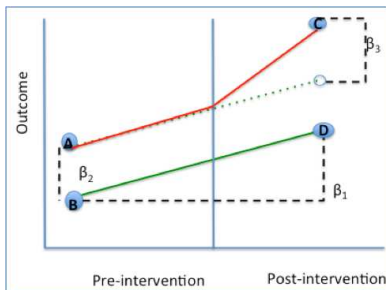
## Ashenfelter and Card, 1985

Исследуется эффект  $\delta$  экспериментального воздействия  $x$  на зависимую переменную  $y = \beta + \delta x + u$ , с контролем на естественные изменения по контрольной группе:

$$\delta = (E(y_1|x = 1) - E(y_0|x = 1)) - (E(y_1|x = 0) - E(y_0|x = 0))$$

Оценка Dif-Dif — это различие в показателях  $y$  для экспериментальной и контрольной групп.

## Метод разности в разностях



$$y = \beta_0 + \delta_0 t + \beta_1 x + \delta t x + u$$

где  $\beta_0$  — среднее значение  $y$  в период 0,  $\delta_0$  — эффект времени,  $t$  — дамми времени (0 в период 0, 1 в период 1),  $x$  и  $\beta_1$  — дамми и эффект региона,  $t x$  — кросс-эффект воздействия и региона,  $\delta$  — оценка DifDif.

# Естественные эксперименты III

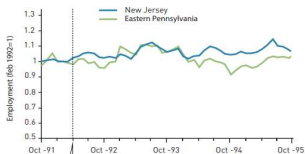
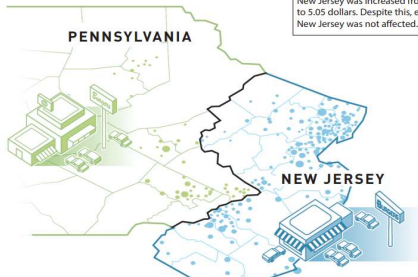
## Card and Krueger, 1994

### The effect of increasing the minimum wage

Card and Krueger used a natural experiment to study how increasing the minimum wage affects employment.

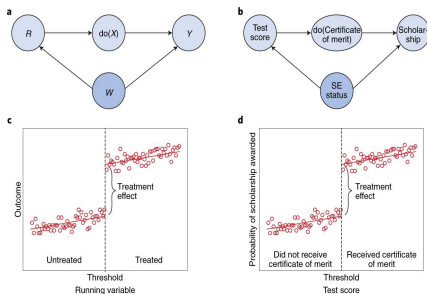
The researchers identified a treatment group (restaurants in New Jersey) and a control group (restaurants in eastern Pennsylvania) to measure the effect of increasing the minimum wage.

● CONTROL GROUP ● TREATMENT GROUP



1 April 1992: The hourly minimum wage in New Jersey was increased from 4.25 dollars to 5.05 dollars. Despite this, employment in New Jersey was not affected.

# Метод разрывной регрессии



Несмотря на рост минимальной зарплаты в Нью-Джерси с 4.25\$ to 5.05\$ в час в апреле 1992, безработица в ресторанном секторе в Нью-Джерси не выросла, а даже несколько упала в долгосрочной перспективе.

Card (1990): Миграция более 100 тыс. кубинцев во Флориду в 1980 г. не привела к росту безработицы во Флориде.

## Качество школ и отдача от образования Card and Krueger, 1992

Государственные школы разного качества с точки зрения а) нагрузки на учителя, б) продолжительность школьного года, в) зарплаты учителя.

Контроль миграции между штатами позволяет сравнивать учеников, получивших образование в штатах с разным качеством школ, получающим доходы во взрослом состоянии на одном и том же рынке (напр., выросших в Айове или Алабаме, но работающих в Калифорнии).

В результате был получен положительный эффект качества: сокращение размера класса на 5 чел. приводит к росту отдачи от образования на 0.4 п.п., а рост зарплаты учителя на 10% — к росту отдачи на 0.1 п.п.

## Potential Outcome approach: the Rubin Causality Model

- единицы наблюдения (индивиды, сообщества, фирмы...)  
 $i = 1, \dots, n$
- воздействие (treatment)  $T_i = 1$  для тех на кого оно оказывалось (treated) и  $T_i = 0$  на тех на кого нет (untreated unit)
- потенциальный итог (potential outcome)  $Y_i^1 \equiv Y_i(T_i = 1)$  для treated и  $Y_i^0 \equiv Y_i(T_i = 0)$  для untreated unit
- причинное воздействие (causal effect)  $\tau_i = Y_i^1 - Y_i^0$  от  $T$  на единицу  $i$

Если эффект воздействия носит систематический характер, мы говорим о причинном воздействии. Проблема в том, что на практике “нельзя дважды войти в одну и ту же воду”, т.е. наблюдать одного и того же индивида и под воздействием, и вне его.

## Рандомизация

Если случайно присписать единицы к группам воздействия (экспериментальной) и контрольной,  $(Y_i^1, Y_i^0) \perp T_i$  то нет достаточных оснований полагать, что они систематически отличаются, и следовательно, различие их средней реакции на воздействие или его отсутствие и есть причинный Average Treatment Effect (ATE):

$$ATE = E\tau_i = E(Y_i^1|T_i = 1) - E(Y_i^0|T_i = 0) \quad (2)$$

## Оценка причинного воздействия

На практике несмещенная оценка воздействия получается как

$$ATE = \hat{\tau} = \frac{\sum_{i=1}^{n^1} Y_i T_i}{n^1} - \frac{\sum_{i=1}^{n^0} Y_i (1 - T_i)}{n^0} \quad (3)$$

с дисперсией оценки

$$Var(\hat{\tau}) = \frac{\sigma_{Y_i^1}^2}{n^1} + \frac{\sigma_{Y_i^0}^2}{n^0} \quad (4)$$

## Ключевые условия

**Excludability:** единственной действующей причиной, влияющей на единицы воздействия (treated units) является само воздействие. Все иные переменные  $V = \{v, v', \dots\}$  от которых зависит  $Y_i$  не могут вызвать этот эффект, т.е.  $Y_i^1(v) = Y_i^1(v')$  and  $Y_i^0(v) = Y_i^0(v'), \forall v, v' \dots$

**SUTVA:** Stable Unit Treatment Value Assumption: потенциальный итог для одной единицы никак не зависит от воздействия, оказанного на любые другие единицы,  $Y_i(T_i) = Y_i(\mathbf{T})$ .

На практике удовлетворить эти требования бывает не легко.

# Полевые эксперименты в образовании

## Perry Preschool Project

More than 50 years ago, the **Perry Preschool Project** forever changed the trajectory of early education.

### Does High-Quality Preschool Education Make a Difference?

The Perry Project began as a research study seeking the answer to whether access to high-quality education could have a positive impact on preschool children and the communities where they live. Under the visionary research guidance of psychologist David Weikart, and with the extraordinary dedication of Perry Elementary School principal Charles Eugene Beatty, 123 preschool children with risk factors of falling in school were randomly divided into two groups. One group entered a high-quality preschool program based on HighScope's active learning approach, and a comparison group who received no preschool education.

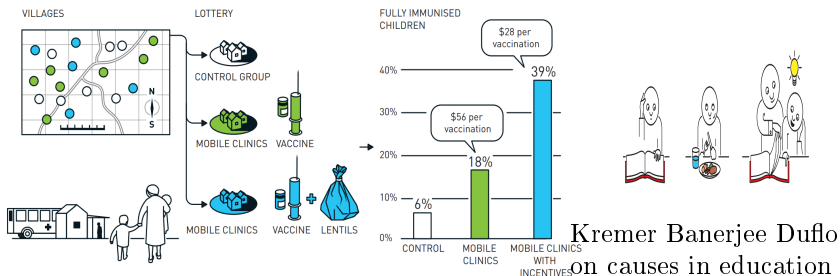
The Perry Project was conducted from 1962–1967, but led to a longitudinal documentary as we continue to follow the Perry Preschool participants throughout



<https://highscope.org/perry-preschool-project/>  
<https://abc.fpg.unc.edu/abecedarian-project>

# Полевые эксперименты в общественных науках

Duflo, Banerjee, Kremer (Nobel prize 2019) on poverty alleviation

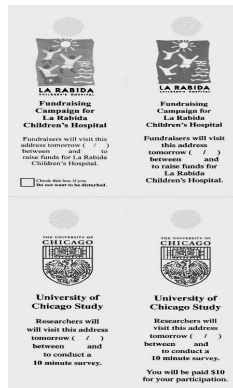


Banerjee Duflo Glennerster Kodhari on  
incentives to vaccinate

# Field experiments in Social Sciences



Bertrand and Mullainathan (2004) on discrimination in the labor market.



Della Vigna and Malmendier (2012) on charity donations.

## Английская леди и ее чай



An English Lady claims she can distinguish between Tea poured in Milk from Milk poured in Tea.

Как проверить, правду ли она говорит?

1. Вероятность угадать верно для одной чашки  $\Pr = \frac{1}{2}$
2. Для трех чашек  $\Pr = \left(\frac{1}{2}\right)^3 = \frac{1}{8}$
3. Чем больше выборка, тем меньше вероятность что это случайное совпадение,  $\Pr(\text{really knows}) = 1 - \left(\frac{1}{2}\right)^n$

Fisher предложил тест из 8 случайно упорядоченных чашек, и которых в половину наливали сперва молоко, а в половину чай, так что вероятность случайно угадать все равна одному шансу из  $\frac{8!}{4!(8-4)!} = 70$

(гипергеометрическое распределение, odds ratio  $1/70 \approx 1.4\%$ . (Говорят, леди угадала!))

## Типы экспериментов в общественных науках

	Control	Incentives	Sampling	Realism
Lab	High	High (?)	Convenience	Low
Lab in the field	Medium	High (?)	Case study/ Snowball	Medium
Survey	Low	Low	Quota/Random	Medium
Field	Medium/Low	Medium	Quota	High
Natural	Medium/Low	Medium(?)	Population/ Self-selection	High

## Анализ причинности

Основные методы и концепции анализа причинности придуманы не Нобелиатами 2021:

Difference-in-Differences — Snow (1855)

Potential outcome in experiments — Neyman (1923)

Causality in observational data — Rubin (1974)

Instrumental Variables — Philipp/Sewall Wright (1928), Heckman (1979)

## Анализ причинности II

Методический вклад (Angrist and Imbens, 1994; Angrist, Imbens and Rubin, 1996) состоит в определении условий идентификации эффекта воздействия  $D$  на целевую переменную  $Y$  когда оно эндогенно и неоднородно:

- $Y$  — доходы,  $D$  — уровень образования, который потенциально эндогенен (сам зависит от доходов) и неоднороден (люди могут по-разному пользоваться образовательными ресурсами). Исследователю подконтролен инструмент  $Z$  (технологии, напр., геймификация), влияющий на  $D(Z)$  и через него на  $Y(D, Z)$ .
- $Y$  — состояние здоровья (объективные клинические показатели),  $D$  — стратегия лечения (лекарство, treatment) как дискретная переменная. Реальное воздействие может отличаться от  $D$  (пациент выбрасывает таблетки, занимается самолечением, и др.). Наблюдаемо только  $Z$  — неизвестны  $D(Z)$  и  $Y(D, Z)$ .

## Анализ причинности III

Требования к переменным при эндогенности и неоднородности:

**SUTVA:** Влияние  $Z$  на  $D$  и  $Y$  для одного индивида не зависит от других индивидов:  $Z = Z'D(Z) = D(Z')$  and  $Z = Z' \& D = D'Y(D, Z) = Y(D', Z')$ . При этом допущении воздействие или не воздействие ( $Z = \{0, 1\}$ ) может привести только к исходам  $D(0), Y(D(0), 0)$  или  $D(1), Y(D(1), 1)$ .

**Exclusion Restriction** :  $Z$  влияет на  $Y$  только через  $D$ , т.е. для любого  $d = \{D(0), D(1)\}$ ,  $Y(d, 1) = Y(d, 0)$ .

При этих двух условиях эффект инструмента на зависимую переменную есть произведение двух эффектов:

$$Y(1, D(1)) - Y(0, D(0)) = [Y(1) - Y(0)] \times [D(1) - D(0)]$$

Однако это еще не исключает самоотбора индивидов, поэтому

## Анализ причинности IV

**Monotonicity** : даже в неоднородной популяции инструмент  $Z$  повлиял бы одинаково на любого индивида, вне зависимости от того в какой группе воздействия он оказался,  $D_i(1) \geq D_i(0), \forall i$ .

Тогда Local (для индивидов с монотонными предпочтениями)  
Average Treatment Effect

$$LATE = \frac{E(Y_i|Z_i = 1) - E(Y_i|Z_i = 0)}{E(D_i|Z_i = 1) - E(D_i|Z_i = 0)} = E[(Y_i(1) - Y_i(0))|(D_i(1) - D_i(0)) = 1]$$

для бинарного исхода (есть/нет воздействие).

Кроме того, Angrist and Imbens показали, что для любых дискретных инструментов IV оценки есть взвешенные средние LATE.

## So what?

Да, теперь мы знаем условия, при которых оценки каузальных связей будут корректны и состоятельны, что расширило горизонты понимания причин и следствий, в т.ч. в приложениях. Но

- Эти условия достигаются не автоматически, а при наличии экспериментальных интервенций.
- Соблюдение этих условий — отчасти остается вопросом искусства интерпретации.
- НЕ позволяют делать контрфактических выводов, на что способны, к примеру, байесовские методы анализа причинности (Directed Acyclic Graphs (DAG) — Pearl and McKenzie (2018), Pearl (2001), Imbens (2020)).

## Questions for future

- Когда корреляция означает причинность (Sewall Wright, 1928).
- Соблюдение этих условий — отчасти остается вопросом искусства интерпретации.
- НЕ позволяют делать контрфактических выводов, на что способны, к примеру, байесовские методы анализа причинности (Directed Acyclic Graphs (DAG) — Pearl and McKenzie (2018), Pearl (2001), Imbens (2020)).

# Когда корреляция означает причинность?

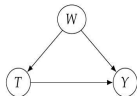


Figure 7.3: Simple graph where  $W$  satisfies the backdoor criterion

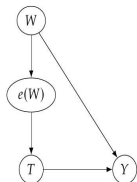
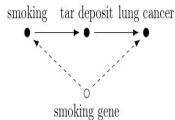
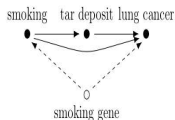


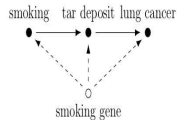
Figure 7.4: Graph illustrating that  $e(W)$  blocks the backdoor path(s) that  $W$  blocks.



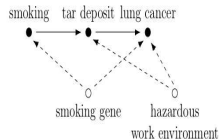
(a) Original Pearl DAG for front-door criterion



(c) Freedman Concern 2: smoking  $\rightarrow$  lung cancer

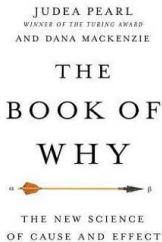


(b) Freedman Concern 1: smoking gene  $\rightarrow$  tar deposits

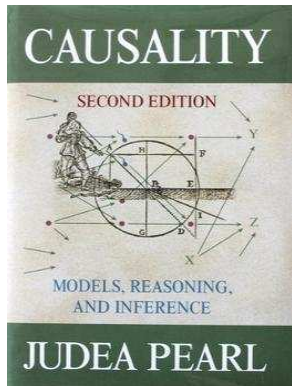


(d) Imbens Concern: hazardous work environment

## Further references



Judea Pearl, Dana Mackenzie. The Book of Why: The New Science of Cause and Effect, Penguin, 2018, ISBN 9780141982410.



Judea Pearl. Causality: Models, Reasoning, and Inference. Cambridge University Press, New York, NY, USA, 2000. ISBN 0-521-77362-8.

## Final references

- Jonas Peters, Dominik Janzing, and Bernhard Schölkopf. Elements of causal inference: foundations and learning algorithms. MIT press, 2017.
- Imbens, Guido W. 2020. "Potential Outcome and Directed Acyclic Graph Approaches to Causality: Relevance for Empirical Practice in Economics." *Journal of Economic Literature*, 58 (4): 1129-79.
- Brady Neal. Introduction to Causal Inference from a Machine Learning Perspective. Manuscript, 2020.

abelianin@hse.ru

<http://epee.hse.ru>

Thank you for your attention!

# Ultimatum game

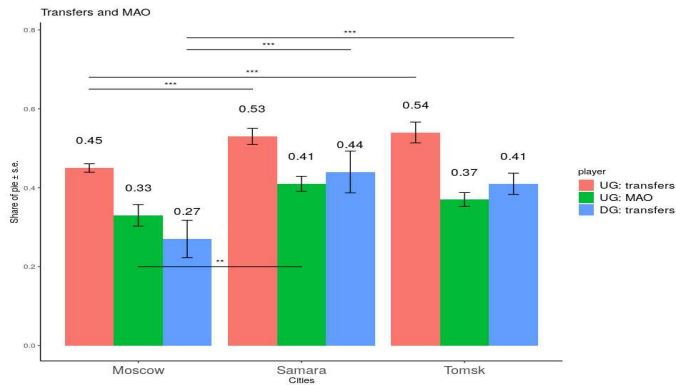
Güth Schmittberger Schwarze, 1982



Player 1 (sender) has endowment (pie of size) 100 and may offer any share  $x$  of this endowment. Player 2 (receiver), observing this offer, may either accept it, in which case he receives  $x$ , sender gets  $100 - x$ , or reject it, in which case both players receive nothing.

Equilibrium prediction: arbitrarily small  $x$  is preferred by the receiver to nothing, so (s)he would accept any offer. Knowing this, sender should set  $x \rightarrow 0$  and keep  $1 - x \rightarrow 1$ , which sender (marginally) accepts.

# Ultimatum and dictator games in Russia



Globally, (Cochard e.a., 2021), median and mean offers in UG are in the range of 41-42%, in DG, about 25%. In UG, offers less than 20 are rejected 80% of the time, so there is almost no offers below 20 and above 50.