

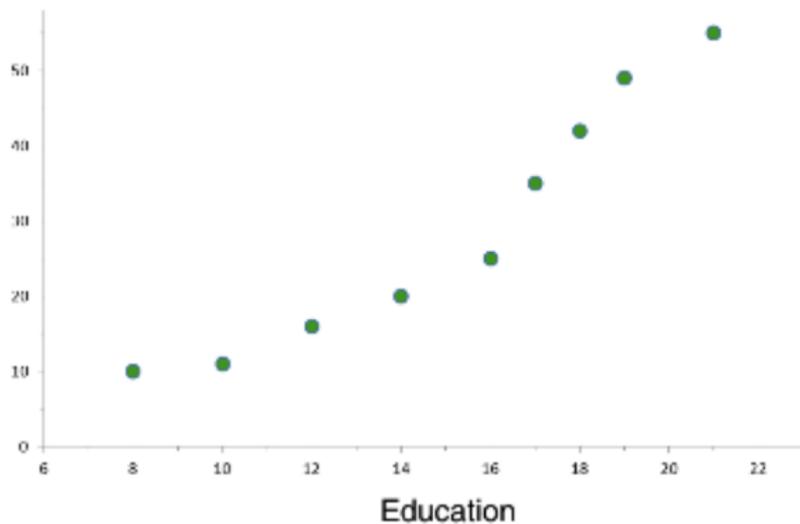
# Естественные эксперименты, или «Что на что влияет в мире»

Кирилл Борусяк

Гарвардский Университет

ЛШСМ, 21 июля 2015 г.

# Что вы видите?



- Причинно-следственная связь
- Самоотбор
  - Влияние наблюдаемых характеристик (напр. пола)
  - Влияние ненаблюдаемых характеристик (напр. способностей)
- Обратная причинно-следственная связь
- А также: погрешность измерения образования

- Что это такое?
  - Результат (воображаемого) воздействия, разница между потенциальными исходами
  - Никогда не наблюдается для отдельных людей, но иногда можно оценить среднее
  - Может различаться для разных групп людей, поэтому средние бывают разные

- Что это такое?
  - Результат (воображаемого) воздействия, разница между потенциальными исходами
  - Никогда не наблюдается для отдельных людей, но иногда можно оценить среднее
  - Может различаться для разных групп людей, поэтому средние бывают разные
- Зачем это нужно?
  - Принятие решений отдельными людьми
  - Принятие решений государством
  - Предсказание зарплаты по образованию не поможет

- Рандомизированный контролируемый эксперимент
  - Случайным образом распределяем людей на экспериментальную и контрольную группы ( $D$ ) или большее количество групп
  - Контролируем, что они следуют нашим указаниям
  - Сравниваем средние исходы  $Y$
  - Не забываем про статистическую погрешность

- Рандомизированный контролируемый эксперимент
  - Случайным образом распределяем людей на экспериментальную и контрольную группы ( $D$ ) или большее количество групп
  - Контролируем, что они следуют нашим указаниям
  - Сравниваем средние исходы  $Y$
  - Не забываем про статистическую погрешность
- Ключевое предположение: стабильность эффекта воздействия (SUTVA)
  - Потенциальные исходы не зависят от воздействия на другие объекты
- А если не можем?

- Предположение (условная независимость):
  - Различие между группами связано только с дисбалансом ковариат. Условно на них,  $D$  определяется «как бы случайно», нет самоотбора

- Предположение (условная независимость):
  - Различие между группами связано только с дисбалансом ковариат. Условно на них,  $D$  определяется «как бы случайно», нет самоотбора
- Метод: сравнивать «яблоки с яблоками»

- Предположение (условная независимость):
  - Различие между группами связано только с дисбалансом ковариат. Условно на них,  $D$  определяется «как бы случайно», нет самоотбора
- Метод: сравнивать «яблоки с яблоками»
- Проблема: человек знает про себя больше, чем ученый, и использует информацию при принятии решений

# Lalonde (1986): National Support Work

TABLE 5—EARNINGS COMPARISONS AND ESTIMATED TRAINING EFFECTS FOR THE NSW MALE PARTICIPANTS USING COMPARISON GROUPS FROM THE *PSID* AND THE *CPS-SSA*<sup>a,b</sup>

Name of Comparison Group <sup>d</sup>	Comparison Group Earnings Growth 1975–78 (1)	NSW Treatment Earnings Less Comparison Group Earnings				Difference in Differences: Difference in Earnings Growth 1975–78 Treatments Less Comparisons		Unrestricted Difference in Differences: Quasi Difference in Earnings Growth 1975–78		Controlling for All Observed Variables and Pre-Training Earnings (10)
		Pre-Training Year, 1975		Post-Training Year, 1978		Without Age	With Age	Unad-justed	Ad-justed <sup>c</sup>	
		Unad-justed (2)	Ad-justed <sup>c</sup> (3)	Unad-justed (4)	Ad-justed <sup>c</sup> (5)	(6)	(7)	(8)	(9)	
Controls	\$2,063 (325)	\$39 (383)	\$-21 (378)	\$886 (476)	\$798 (472)	\$847 (560)	\$856 (558)	\$897 (467)	\$802 (467)	\$662 (506)
<i>PSID</i> -1	\$2,043 (237)	-\$15,997 (795)	-\$7,624 (851)	-\$15,578 (913)	-\$8,067 (990)	\$425 (650)	-\$749 (692)	-\$2,380 (680)	-\$2,119 (746)	-\$1,228 (896)
<i>PSID</i> -2	\$6,071 (637)	-\$4,503 (608)	-\$3,669 (757)	-\$4,020 (781)	-\$3,482 (935)	\$484 (738)	-\$650 (850)	-\$1,364 (729)	-\$1,694 (878)	-\$792 (1024)
<i>PSID</i> -3	(\$3,322 (780))	(\$455 (539))	\$455 (704)	\$697 (760)	-\$509 (967)	\$242 (884)	-\$1,325 (1078)	\$629 (757)	-\$552 (967)	\$397 (1103)
<i>CPS-SSA</i> -1	\$1,196 (61)	-\$10,585 (539)	-\$4,654 (509)	-\$8,870 (562)	-\$4,416 (557)	\$1,714 (452)	\$195 (441)	-\$1,543 (426)	-\$1,102 (450)	-\$805 (484)
<i>CPS-SSA</i> -2	\$2,684 (229)	-\$4,321 (450)	-\$1,824 (535)	-\$4,095 (537)	-\$1,675 (672)	\$226 (539)	-\$488 (530)	-\$1,850 (497)	-\$782 (621)	-\$319 (761)
<i>CPS-SSA</i> -3	\$4,548 (409)	\$337 (343)	\$878 (447)	-\$1,300 (590)	\$224 (766)	-\$1,637 (631)	-\$1,388 (655)	-\$1,396 (582)	\$17 (761)	\$1,466 (984)

<sup>a</sup>The columns above present the estimated training effect for each econometric model and comparison group. The dependent variable is earnings in 1978. Based on the experimental data an unbiased estimate of the impact of training presented in col. 4 is \$886. The first three columns present the difference between each comparison group's 1975 and 1978 earnings and the difference between the pre-training earnings of each comparison group and the NSW treatments.

<sup>b</sup>Estimates are in 1982 dollars. The numbers in parentheses are the standard errors.

<sup>c</sup>The exogenous variables used in the regression adjusted equations are age, age squared, years of schooling, high school dropout status, and race.

Table 3. Estimated Training Effects for the NSW Male Participants Using Comparison Groups From PSID and CPS

	NSW earnings less comparison group earnings		NSW treatment earnings less comparison group earnings, conditional on the estimated propensity score					
	(1) Unadjusted	(2) Adjusted <sup>a</sup>	Quadratic in score <sup>b</sup> (3)	Stratifying on the score			Matching on the score	
				(4) Unadjusted	(5) Adjusted	(6) Observations <sup>c</sup>	(7) Unadjusted	(8) Adjusted <sup>d</sup>
NSW	1,794 (633)	1,672 (638)						
PSID-1 <sup>e</sup>	-15,205 (1,154)	731 (886)	294 (1,389)	1,608 (1,571)	1,494 (1,581)	1,255	1,691 (2,209)	1,473 (809)
PSID-2 <sup>f</sup>	-3,647 (959)	683 (1,028)	496 (1,193)	2,220 (1,768)	2,235 (1,793)	389	1,455 (2,303)	1,480 (808)
PSID-3 <sup>f</sup>	1,069 (899)	825 (1,104)	647 (1,383)	2,321 (1,994)	1,870 (2,002)	247	2,120 (2,335)	1,549 (826)
CPS-1 <sup>g</sup>	-8,498 (712)	972 (550)	1,117 (747)	1,713 (1,115)	1,774 (1,152)	4,117	1,582 (1,069)	1,616 (751)
CPS-2 <sup>g</sup>	-3,822 (670)	790 (658)	505 (847)	1,543 (1,461)	1,622 (1,346)	1,493	1,788 (1,205)	1,563 (753)
CPS-3 <sup>g</sup>	-635 (657)	1,326 (798)	556 (951)	1,252 (1,617)	2,219 (2,082)	514	587 (1,496)	662 (776)

<sup>a</sup> Least squares regression: RE78 on a constant, a treatment indicator, age, age<sup>2</sup>, education, no degree, black, Hispanic, RE74, RE75.

<sup>b</sup> Least squares regression of RE78 on a quadratic on the estimated propensity score and a treatment indicator, for observations used under stratification; see note (g).

<sup>c</sup> Number of observations refers to the actual number of comparison and treatment units used for (3)-(5); namely, all treatment units and those comparison units whose estimated propensity score is greater than the minimum, and less than the maximum, estimated propensity score for the treatment group.

<sup>d</sup> Weighted least squares: treatment observations weighted as 1, and control observations weighted by the number of times they are matched to a treatment observation [same covariates as (a)].

Propensity scores are estimated using the logistic model, with specifications as follows:

<sup>e</sup> PSID-1:  $\text{Prob}(T_i = 1) = F(\text{age}, \text{age}^2, \text{education}, \text{education}^2, \text{married}, \text{no degree}, \text{black}, \text{Hispanic}, \text{RE74}, \text{RE75}, \text{RE74}^2, \text{RE75}^2, u74^* \text{black})$ .

<sup>f</sup> PSID-2 and PSID-3:  $\text{Prob}(T_i = 1) = F(\text{age}, \text{age}^2, \text{education}, \text{education}^2, \text{no degree}, \text{married}, \text{black}, \text{Hispanic}, \text{RE74}, \text{RE74}^2, \text{RE75}, \text{RE75}^2, u74, u75)$ .

<sup>g</sup> CPS-1, CPS-2, and CPS-3:  $\text{Prob}(T_i = 1) = F(\text{age}, \text{age}^2, \text{education}, \text{education}^2, \text{no degree}, \text{married}, \text{black}, \text{Hispanic}, \text{RE74}, \text{RE75}, u74, u75, \text{education}^* \text{RE74}, \text{age}^3)$ .

- Неконтролируемые, но случайные факторы  $Z$  влияют на  $D$ , но не влияют на  $Y$ , иначе как через  $D$

- Неконтролируемые, но случайные факторы  $Z$  влияют на  $D$ , но не влияют на  $Y$ , иначе как через  $D$
- Вместо корреляции  $D$  с  $Y$ , смотрим только на ту её часть, которая «вызвана»  $Z$

- Неконтролируемые, но случайные факторы  $Z$  влияют на  $D$ , но не влияют на  $Y$ , иначе как через  $D$
- Вместо корреляции  $D$  с  $Y$ , смотрим только на ту её часть, которая «вызвана»  $Z$
- Три подхода:
  - Инструментальные переменные
  - Четкий разрывный дизайн
  - Комбинация: нечеткий разрывный дизайн

# Инструменты. Случай бинарных $Z, D$

Как влияет таблетка на скорость выздоровления?

$Z$	$D$		Сред.
	0	1	
0	10 [300]	—	10
1	12 [100]	6 [200]	8
Сред.	10.5	6	

- Двухшаговая оценка:
  - 1 шаг: влияние  $Z$  на  $D$
  - 2 шаг: влияние  $Z$  на  $Y$  делим на результат первого шага

- Двухшаговая оценка:
  - 1 шаг: влияние  $Z$  на  $D$
  - 2 шаг: влияние  $Z$  на  $Y$  делим на результат первого шага
- Предположения:
  - Независимость:  $Z$  определяется «случайно»
  - Исключаемость:  $Z$  влияет на  $Y$  только через  $D$
  - Монотонность:  $Z$  никогда не снижает  $D$  (+ релевантность: иногда повышает)

- Двухшаговая оценка:
  - 1 шаг: влияние  $Z$  на  $D$
  - 2 шаг: влияние  $Z$  на  $Y$  делим на результат первого шага
- Предположения:
  - Независимость:  $Z$  определяется «случайно»
  - Исключаемость:  $Z$  влияет на  $Y$  только через  $D$
  - Монотонность:  $Z$  никогда не снижает  $D$  (+ релевантность: иногда повышает)
- Люди делятся на 3 группы:  $D \equiv 0$ ,  
 $D = Z$  («чувствительные»/«compliers»),  $D \equiv 1$ 
  - Мы оцениваем средний эффект на «чувствительных» — «локальный средний эффект воздействия» (LATE)
  - Группы не наблюдаемы, но можно узнать долю чувствительных и их средние характеристики

- Двухшаговая оценка:
  - 1 шаг: влияние  $Z$  на  $D$
  - 2 шаг: влияние  $Z$  на  $Y$  делим на результат первого шага
- Предположения:
  - Независимость:  $Z$  определяется «случайно»
  - Исключаемость:  $Z$  влияет на  $Y$  только через  $D$
  - Монотонность:  $Z$  никогда не снижает  $D$  (+ релевантность: иногда повышает)
- Люди делятся на 3 группы:  $D \equiv 0$ ,  
 $D = Z$  («чувствительные»/«compliers»),  $D \equiv 1$ 
  - Мы оцениваем средний эффект на «чувствительных» — «локальный средний эффект воздействия» (LATE)
  - Группы не наблюдаемы, но можно узнать долю чувствительных и их средние характеристики
- Обобщается на не-бинарные инструменты и воздействия

- Как влияет служба в армии на будущие доходы?

- Как влияет служба в армии на будущие доходы?
- Angrist (1990) использует лотерею на основе дней рождений при призыве на войну во Вьетнаме
- Но не все, попавшие под призыв, отслужили
  - а многие пошли добровольцами—как быть?
  - $Pr(D = 1 | Z = 1) - Pr(D = 0 | Z = 0) = 16\%$
- Можно посчитать эффект «победы» в лотерее—а эффект службы?
  - Сравнить тех, кто служил, с остальными?

Table 4.1.3: Wald estimates of the effects of military service on the earnings of white men born in 1950

Earnings year	Earnings		Veteran Status		Wald Estimate of Veteran Effect
	Mean	Eligibility Effect	Mean	Eligibility Effect	
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
1981	16,461	-435.8 (210.5)	0.267	0.159 (0.040)	-2,741 (1,324)
1971	3,338	-325.9 (46.6)			-2050 (293)
1969	2,299	-2.0 (34.5)			

- Что определяется «случайно», влияет на образование, но не на доходы напрямую?

- Что определяется «случайно», влияет на образование, но не на доходы напрямую?
- Дата рождения!
  - Поступают в школу по году рождения
  - А бросать можно в определенном возрасте

- Что определяется «случайно», влияет на образование, но не на доходы напрямую?
- Дата рождения!
  - Поступают в школу по году рождения
  - А бросать можно в определенном возрасте
- Проблемы
  - неслучайность даты рождения?
  - психологические факторы?
  - в защиту: нулевой эффект на вероятность окончить университет, если поступил

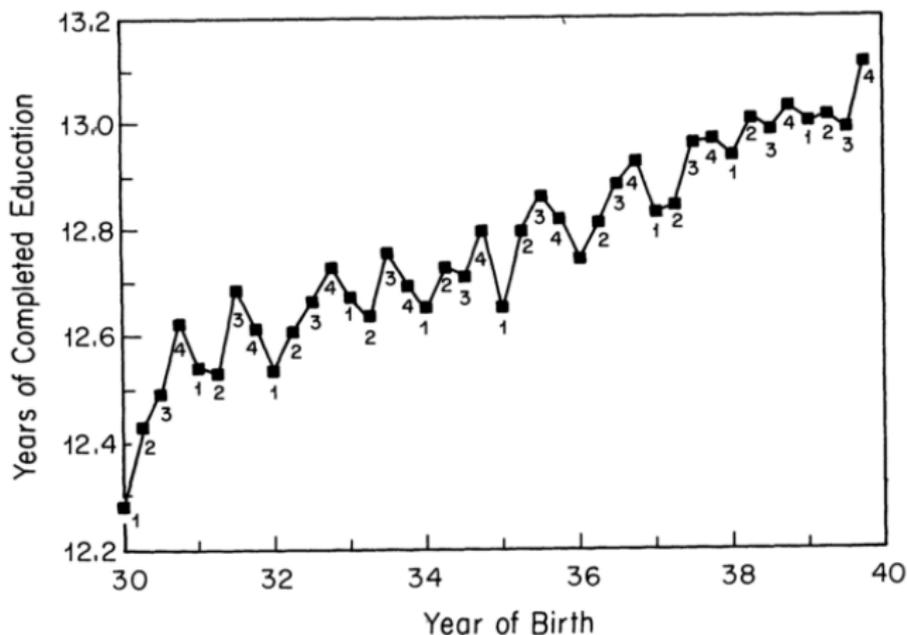


Table 4.1.2: Wald estimates of the returns to schooling using quarter of birth instruments

	(1)	(2)	(3)
	Born in the 1st or 2nd quarter of year	Born in the 3rd or 4th quarter of year	Difference (std. error) (1)-(2)
ln (weekly wage)	5.8916	5.9051	-0.01349 (0.00337)
Years of education	12.6881	12.8394	-0.1514 (0.0162)
Wald estimate of return to education			0.0891 (0.0210)
OLS estimate of return to education			0.0703 (0.0005)

- Как понять, влияет ли  $Z$  на  $Y$  не через  $D$ ? Трудно, но иногда МОЖНО

# Тестирование исключаемости

- Как понять, влияет ли  $Z$  на  $Y$  не через  $D$ ? Трудно, но иногда можно
- Найти часть популяцию, где на  $D$  не влияет, а на  $Y$  всё равно влияет

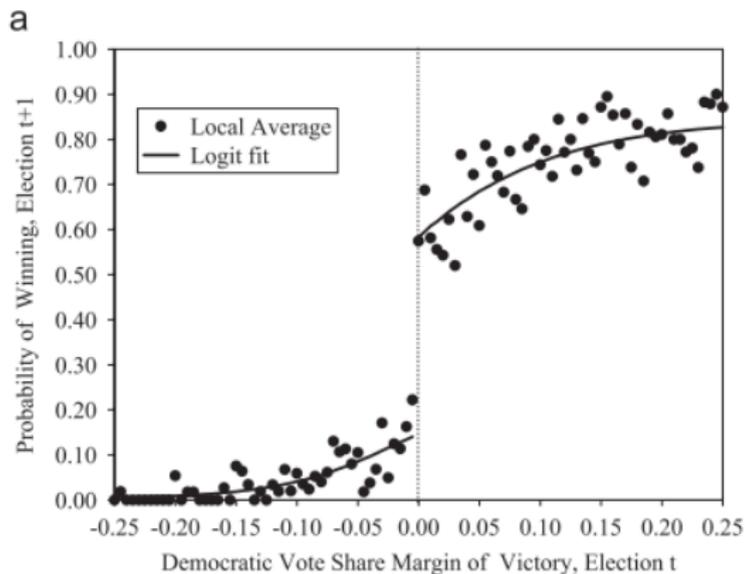
- Как понять, влияет ли  $Z$  на  $Y$  не через  $D$ ? Трудно, но иногда можно
- Найти часть популяцию, где на  $D$  не влияет, а на  $Y$  всё равно влияет
- Увеличивает ли падение доходов вероятность вооруженного конфликта?

- Как понять, влияет ли  $Z$  на  $Y$  не через  $D$ ? Трудно, но иногда можно
- Найти часть популяцию, где на  $D$  не влияет, а на  $Y$  всё равно влияет
- Увеличивает ли падение доходов вероятность вооруженного конфликта?
  - Инструмент для дохода: количество дождя

- Как понять, влияет ли  $Z$  на  $Y$  не через  $D$ ? Трудно, но иногда можно
- Найти часть популяции, где на  $D$  не влияет, а на  $Y$  всё равно влияет
- Увеличивает ли падение доходов вероятность вооруженного конфликта?
  - Инструмент для дохода: количество дождя
- Sarsons (2015) для Индии: инструмент не валиден—как доказать?

- Как понять, влияет ли  $Z$  на  $Y$  не через  $D$ ? Трудно, но иногда можно
- Найти часть популяции, где на  $D$  не влияет, а на  $Y$  всё равно влияет
- Увеличивает ли падение доходов вероятность вооруженного конфликта?
  - Инструмент для дохода: количество дождя
- Sarsons (2015) для Индии: инструмент не валиден—как доказать?
- Дамбы!

- Как влияет нахождение у власти на результат (честных) выборов?



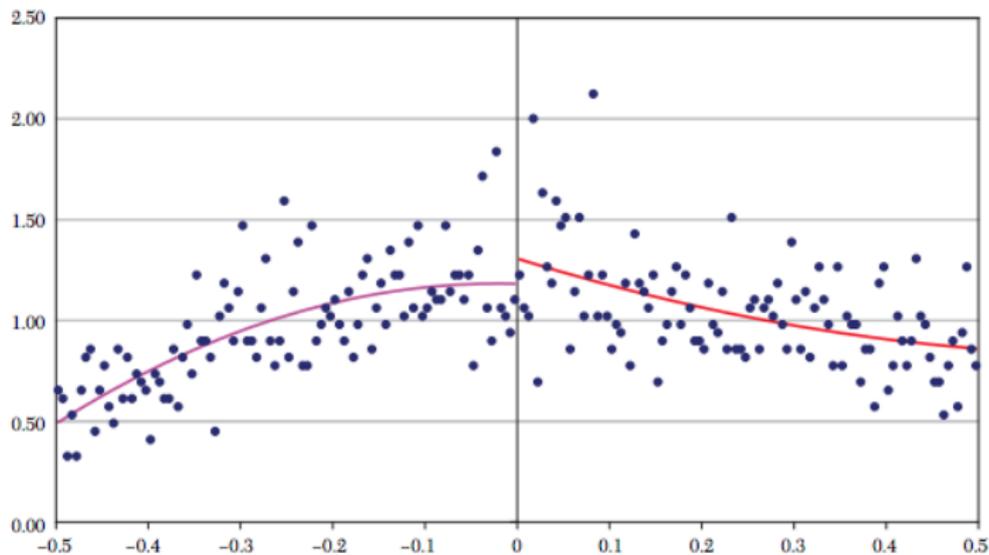


Figure 16. Density of the Forcing Variable (Vote Share in Previous Election)

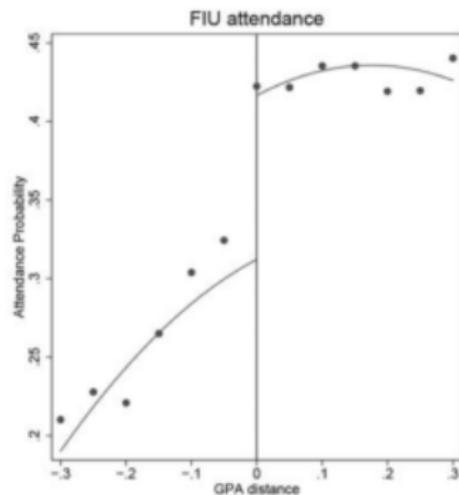
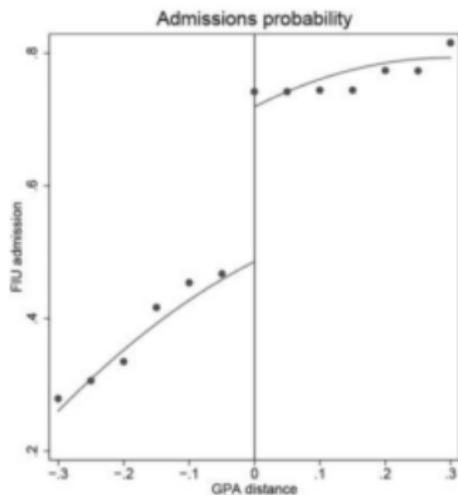
- Снова образование и зарплата

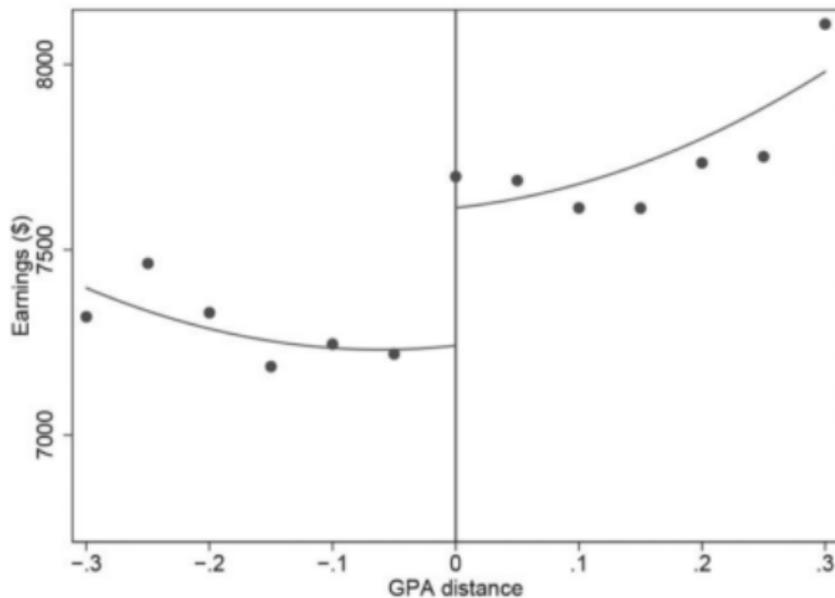
- Снова образование и зарплата
- Во Флориде есть порог школьного среднего балла, при котором можно поступать в государственные университеты
- Порог одинаковый, а средний балл рассчитывается каждым вузом по-разному
  - у Флоридского Международного Университета—самый высокий

- Снова образование и зарплата
- Во Флориде есть порог школьного среднего балла, при котором можно поступать в государственные университеты
- Порог одинаковый, а средний балл рассчитывается каждым вузом по-разному
  - у Флоридского Международного Университета—самый высокий
- Сравниваем абитуриентов вокруг этого порога
  - не все из них в итоге пошли учиться
  - некоторых ниже порога всё-таки тоже взяли

# Нечеткий разрывный дизайн

- Снова образование и зарплата
- Во Флориде есть порог школьного среднего балла, при котором можно поступать в государственные университеты
- Порог одинаковый, а средний балл рассчитывается каждым вузом по-разному
  - у Флоридского Международного Университета—самый высокий
- Сравниваем абитуриентов вокруг этого порога
  - не все из них в итоге пошли учиться
  - некоторых ниже порога всё-таки тоже взяли
- Совмещает разрывный дизайн с инструментом!
- Проблема: разрыв в плотности





**Table 5**  
**Earnings Effects 8–14 Years after High School Completion**

	Main	Controls	BW=.5	BW=.15	Local Linear
Reduced-form estimates:					
Above cutoff	372* (141)	366** (130)	409** (154)	479** (198)	410** (147)
Instrumental variables estimates:					
FIU admission	1,593* (604)	1,575** (584)	1,665** (645)	1,700** (621)	2,001* (696)
Years of SUS attendance	815** (276)	792** (262)	833** (271)	966*** (305)	977** (306)
BA degree	6,547* (2,496)	6,442* (2,411)	7,366* (2,998)	10,769 (5,726)	5,958** (2,024)
<i>N</i>	6,542	6,542	9,659	3,294	6,542

NOTE.—FIU = Florida International University; SUS = State University System; BA = bachelor's degree. Standard errors are clustered within grade bins. The *p*-values are calculated using a clustered wild bootstrap-*t* procedure described in Sec. III and app. B. The dependent variable in each regression is average quarterly earnings in 2005 dollars. The "BW=.15" specification uses observations within .15 grade points above and below the cutoff and allows for a linear trend in distance from the cutoff. The "BW=.5" specification uses observations within the .5 grade points on either side of the cutoff and allows for a quartic polynomial in distance from the cutoff. The "Local Linear" specification is identical to the main specification, but it allows for linear slope terms in distance from the cutoff that differ above and below the threshold.

# Метод разности разностей

- Как минимум, две группы и два года
- «Экспериментальная» группа получила воздействие во втором году, «контрольная» никогда

# Метод разности разностей

- Как минимум, две группы и два года
- «Экспериментальная» группа получила воздействие во втором году, «контрольная» никогда
- Группы разные, но предполагаем параллельность трендов
- Оценка:  $(\bar{y}_{T,2} - \bar{y}_{C,2}) - (\bar{y}_{T,1} - \bar{y}_{C,1})$
- Проблема: параллельны ли тренды?

# Метод разности разностей

- Как минимум, две группы и два года
- «Экспериментальная» группа получила воздействие во втором году, «контрольная» никогда
- Группы разные, но предполагаем параллельность трендов
- Оценка:  $(\bar{y}_{T,2} - \bar{y}_{C,2}) - (\bar{y}_{T,1} - \bar{y}_{C,1})$
- Проблема: параллельны ли тренды?
  - решение: смотрим на предыдущие периоды

# Метод разности разностей

- Как минимум, две группы и два года
- «Экспериментальная» группа получила воздействие во втором году, «контрольная» никогда
- Группы разные, но предполагаем параллельность трендов
- Оценка:  $(\bar{y}_{T,2} - \bar{y}_{C,2}) - (\bar{y}_{T,1} - \bar{y}_{C,1})$
- Проблема: параллельны ли тренды?
  - решение: смотрим на предыдущие периоды
- Проблема: нет ли одновременно других шоков?

# Метод разности разностей

- Как минимум, две группы и два года
- «Экспериментальная» группа получила воздействие во втором году, «контрольная» никогда
- Группы разные, но предполагаем параллельность трендов
- Оценка:  $(\bar{y}_{T,2} - \bar{y}_{C,2}) - (\bar{y}_{T,1} - \bar{y}_{C,1})$
- Проблема: параллельны ли тренды?
  - решение: смотрим на предыдущие периоды
- Проблема: нет ли одновременно других шоков?
  - лучше иметь много групп, много периодов и воздействия в разные годы

# Метод разности разностей

- Как минимум, две группы и два года
- «Экспериментальная» группа получила воздействие во втором году, «контрольная» никогда
- Группы разные, но предполагаем параллельность трендов
- Оценка:  $(\bar{y}_{T,2} - \bar{y}_{C,2}) - (\bar{y}_{T,1} - \bar{y}_{C,1})$
- Проблема: параллельны ли тренды?
  - решение: смотрим на предыдущие периоды
- Проблема: нет ли одновременно других шоков?
  - лучше иметь много групп, много периодов и воздействия в разные годы
- Или можно добавить третье измерение: два региона  $(C, T)$ , два периода  $(1, 2)$ , две группы людей  $(N, Y)$ :

$$((\bar{y}_{TY2} - \bar{y}_{CY2}) - (\bar{y}_{TY1} - \bar{y}_{CY1})) - ((\bar{y}_{TN2} - \bar{y}_{CN2}) - (\bar{y}_{TN1} - \bar{y}_{CN1}))$$

- например: программа здравоохранения для пожилых в регионе,  $y$ —показатель здоровья,  $Y$ —пожилые,  $N$ —немножко моложе

- 1 Как телевидение влияет на политические предпочтения?
- 2 Как рождение ребенка влияет на склонность женщин работать?
- 3 Как соавторы влияют на производительность изобретателей?
- 4 Как привелегированные школы (charter schools) влияют на успеваемость?

- Enikolopov, Petrova, Zhuravskaya (2011)
- Как НТВ повлияло на исход выборов в России в 1999 году?

- Enikolopov, Petrova, Zhuravskaya (2011)
- Как НТВ повлияло на исход выборов в России в 1999 году?
- $D$  = регулярный просмотр НТВ,  $Y$  = голосование за оппозицию

- Enikolopov, Petrova, Zhuravskaya (2011)
- Как НТВ повлияло на исход выборов в России в 1999 году?
- $D$  = регулярный просмотр НТВ,  $Y$  = голосование за оппозицию
- Естественный эксперимент?
  - НТВ ловило не везде
  - Случайные причины: наследие советских телевышек
  - Инструмент!

- Enikolopov, Petrova, Zhuravskaya (2011)
- Как НТВ повлияло на исход выборов в России в 1999 году?
- $D$  = регулярный просмотр НТВ,  $Y$  = голосование за оппозицию
- Естественный эксперимент?
  - НТВ ловило не везде
  - Случайные причины: наследие советских телевышек
  - Инструмент!
- Вывод: снижение результата Единства на 9 проц.пунктов

- Angrist and Evans (1998)

- Angrist and Evans (1998)
- Как рождение третьего ребенка влияет на вероятность, что женщина будет работать?

- Angrist and Evans (1998)
- Как рождение третьего ребенка влияет на вероятность, что женщина будет работать?
- Естественный эксперимент? (Целых два!)
  - Первые два ребенка разных полов
  - Второй и третий ребенок—двойняшки

- Angrist and Evans (1998)
- Как рождение третьего ребенка влияет на вероятность, что женщина будет работать?
- Естественный эксперимент? (Целых два!)
  - Первые два ребенка разных полов
  - Второй и третий ребенок—двойняшки
- Вывод: эффект есть, но слабее, чем кажется, и только на менее образованных и бедных женщин

- Jaravel, Petkova, Bell (2015)

# Соавторы изобретателей

- Jaravel, Petkova, Bell (2015)
- Влияют ли соавторы на производительность изобретателя?

- Jaravel, Petkova, Bell (2015)
- Влияют ли соавторы на производительность изобретателя?
- Естественный эксперимент?
  - Внезапная смерть соавтора
  - Хотя и случайна, но нужна аккуратная контрольная группа
    - соавторы умершего более успешны, чем случайный изобретатель! (Эффект Фейсбука)
  - Отбор на наблюдаемым характеристикам: прошлым патентам и т.п.

- Jaravel, Petkova, Bell (2015)
- Влияют ли соавторы на производительность изобретателя?
- Естественный эксперимент?
  - Внезапная смерть соавтора
  - Хотя и случайна, но нужна аккуратная контрольная группа
    - соавторы умершего более успешны, чем случайный изобретатель! (Эффект Фейсбука)
  - Отбор на наблюдаемым характеристикам: прошлым патентам и т.п.
- Вывод: большой и продолжительный эффект на патенты, их качество (цитирования) и зарплату

- Jaravel, Petkova, Bell (2015)
- Влияют ли соавторы на производительность изобретателя?
- Естественный эксперимент?
  - Внезапная смерть соавтора
  - Хотя и случайна, но нужна аккуратная контрольная группа
    - соавторы умершего более успешны, чем случайный изобретатель! (Эффект Фейсбука)
  - Отбор на наблюдаемым характеристикам: прошлым патентам и т.п.
- Вывод: большой и продолжительный эффект на патенты, их качество (цитирования) и зарплату
- Проблема: баланс общего заработка, но не его отдельных составляющих

- Angrist, Pathak, Walters (2011) и более старые работы

- Angrist, Pathak, Walters (2011) и более старые работы
- Как поступление в бесплатную «charter school» влияет на успеваемость, измеренную стандартизованными тестами (вроде ГИА)?

- Angrist, Pathak, Walters (2011) и более старые работы
- Как поступление в бесплатную «charter school» влияет на успеваемость, измеренную стандартизованными тестами (вроде ГИА)?
- Естественный эксперимент: отбор по лотерее

- Angrist, Pathak, Walters (2011) и более старые работы
- Как поступление в бесплатную «charter school» влияет на успеваемость, измеренную стандартизованными тестами (вроде ГИА)?
- Естественный эксперимент: отбор по лотерее
- Вывод: большой эффект, но только среди школ с философией «без извинений» («No excuses»)
  - упор на дисциплину и поведение, подготовку к университету и качество учителей
  - но не на «social and physical well-being», лидерство и т.п.