

ВОПРОСЫ ТЕОРИИ

Вместо лаборатории: анализ данных естественных экспериментов

(Нобелевская премия по экономике 2021 года)

К. И. Сонин

¹ *Чикагский университет (Чикаго, США)*

² *Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики» (Москва, Россия)*

Нобелевская премия 2021 г. присуждена Дэвиду Карду, Джошуа Ангристу и Гвидо Имбенсу за развитие методов статистического анализа данных «естественных экспериментов», ситуаций, в которых данные позволяют экономистам отвечать на важные вопросы, даже если нет возможности проводить полноценные лабораторные или полевые эксперименты. Подход, предложенный лауреатами, дал новые решения важных задач в экономике труда и образования и показал, как можно правильно поставить вопросы и устанавливать причинно-следственные связи во всех областях экономики, где используются реальные данные. Сейчас статистическая методология, развитая в работах Карда, Ангриста и Имбенса, а также их соавторов и последователей, стала стандартом работы с данными в экономической науке.

Ключевые слова: статистический анализ данных, естественные эксперименты, экономика труда, экономика образования, Нобелевская премия по экономике.

JEL: C36, C90, J24, J61.

К началу XXI в. основная задача практически любой работы с данными в любой науке — установить причинно-следственные связи. Не определив, что является причиной, а что — следствием, невозможно полноценно оценивать результаты осуществляемой политики или обсуждать какие-то реформы. Проблема в том, что если корреляцию между переменными установить относительно просто, то выявить причинно-следственную связь может быть очень сложно.

В экономической науке задачи выявления связей и направлений зависимости особенно сложны — лабораторные эксперименты, которые

Сонин Константин Исаакович (ksonin@gmail.com), к. ф.-м. н., профессор Чикагского университета и НИУ ВШЭ.

дают ответы на множество вопросов в естественных науках, прежде всего в биомедицине, экономистам помогают мало. Ключевая сложность состоит в том, что объектами экономических экспериментов выступают люди; их поведение в условиях эксперимента и в реальной жизни может принципиально отличаться именно потому, что они рационально делают различие между экспериментом и реальной жизнью. А возможности проводить эксперименты так, чтобы их участники сами не осознавали, что они участвуют в эксперименте, достаточно редки. Неудивительно, что в экономической науке область применения полноценных рандомизированных экспериментов ограничена: специалисты по эмпирической поведенческой экономике проводят лабораторные эксперименты, в которых участники вовлечены в стратегические взаимодействия, специалисты по экономике развития проводят «полевые эксперименты», добавляя рандомизированную компоненту к различным правительственным программам¹.

Нобелевская премия 2021 г. присуждена Дэвиду Карду, Джошуа Ангристу и Гвидо Имбенсу за разработку методов анализа данных, позволяющих преодолеть невозможность проведения полноценных рандомизированных экспериментов для ответа на важные вопросы в экономической науке. Как качество образования сказывается на последующих заработках индивида? Как связана служба в армии с будущими доходами? Как влияет приток мигрантов на местный рынок труда? Каждый из этих вопросов содержит подводные камни, которые не позволяют ответить на них с помощью простых регрессий; в каждом случае выявление причинно-следственных связей затруднено тем, что *разные группы людей по-разному реагируют на одни и те же внешние шоки*. Каждый из трех лауреатов, по отдельности или в соавторстве, работал одновременно над развитием методологии статистического анализа данных и ответами на практические вопросы в области экономики труда и образования.

Важный результат ранних работ лауреатов 2021 г. состоит в том, что поиск «естественных экспериментов» (квазиэкспериментов) стал стандартной процедурой для экономистов. Квазиэксперименты, предложенные Кардом в конкретных контекстах — изменение минимальной заработной платы или иммиграция в Майами кубинцев, стали образцом для огромного множества исследователей. Недостаточно найти в море данных ситуацию, которую можно интерпретировать как эксперимент. Кард показал, как практически использовать методы анализа данных, позволяющие выделять причину и следствие в ситуациях, когда теоретически возможно влияние в обе стороны. Использование в качестве квазиэкспериментов аналогичных ситуаций в других странах и тех же самых инструментальных переменных позволило получить ответы в конкретных контекстах других стран.

Важность работ двух других лауреатов 2021 г. — Ангриста и Имбенса — связана с тем, что даже самый тщательный поиск хорошего естественного эксперимента все равно не даст аналога для идеального рандомизированного эксперимента. Ангрист и Имбенс сформу-

¹ За использование рандомизированных экспериментов для ответа на вопросы, связанные с микроэкономикой развития, была присуждена Нобелевская премия 2019 г. (см.: Ениколопов, 2020).

лировали фундаментальные требования к исследуемым данным, при выполнении которых можно получить содержательные оценки и в отсутствие идеальной независимой рандомизации.

Хороший квазиэксперимент может быть недоступен. Современный учебник анализа данных (Angrist, Pischke, 2008) открывается классическим примером. Казалось бы, естественный вопрос: если отправить ребенка в школу на год раньше, как это скажется на его будущих успехах? Многие родители хотели бы знать ответ на этот вопрос. Более того, многим родителям кажется, что они этот ответ знают. Глядя на высокую корреляцию между ранним поступлением ребенка в школу и его будущими достижениями, родители заключают: в этом есть смысл. Это, конечно, типичный пример ситуации, когда корреляцию принимают за причинно-следственную связь. Возможно, и даже — по косвенным признакам — вероятно, что эта корреляция определяется наличием ненаблюдаемых переменных (таланта, усидчивости, послушания), которые одновременно повышают вероятность того, что ребенок пойдет в школу рано, и вероятность того, что он будет получать отличные оценки и разные награды в будущем. А ведь если причинно-следственной связи нет, если дело действительно в ненаблюдаемых переменных, то родителям ребенка, в среднем, не следует отдавать ребенка в школу рано! Идеальный эксперимент, позволяющий ответить, есть причинно-следственная связь или ее нет, потребовал бы полностью случайного разделения всех детей на «экспериментальную» и «контрольную» группы. Конечно, в реальном мире никакие родители не согласятся на рандомизированный выбор жизненной траектории для своего ребенка, так что полноценный рандомизированный эксперимент невозможен. Более того, и квазиэксперимента, в котором соблюдались бы базовые требования, гарантирующие получение несмещенной оценки, пока найти не удалось.

Постановка задачи

До появления работ Карда, Ангрита, Имбенса и их последователей основным подходом в анализе данных был «структурный». Если правильно угадать причинно-следственную зависимость, функцию, связывающую экспериментальное воздействие и исход эксперимента, то можно с помощью статистического анализа оценить эту функцию. В терминах предложенных Т. Хаавельмо, нобелевским лауреатом 1989 г., проблема установления причинно-следственной зависимости выглядит следующим образом (Haavelmo, 1944). Предположим, что есть две функции, $f(\cdot)$ и $g(\cdot)$, которые связывают доходы (y) и уровень образования (s): $y = f(s, X)$ и $s = g(y, X)$. Функция $y(\cdot)$ отражает зависимость заработка от уровня образования (s) и от множества других индивидуальных показателей, которые описаны вектором X . Функция $g(\cdot)$ отражает зависимость уровня образования от этих показателей.

Сложность оценивания этих зависимостей состоит в том, что часть важных показателей в X влияет и на y , и на s , и при этом не наблюдаема для исследователя. «Талант», способности и другие индивидуальные качества — типичные примеры таких ненаблюдаемых показателей.

Одно из возможных решений, ставшее популярным после работ Карда, Ангрита и Имбенса, — использование «инструментальных переменных» (см., например: Цыплаков, 2007). Предположим, что среди компонент вектора X есть элемент z , который влияет на s , но не влияет напрямую на y . Другими словами, z входит в правую часть $g(\cdot)$, но не $y(\cdot)$ ². Практическая сложность состоит в том, что такой параметр z найти непросто. Что это, в самом деле, за показатель, про который можно с уверенностью сказать, что он влияет на количество лет, проведенных в школе, но не влияет напрямую на заработок?

Кард, Ангрит и Имбенс предложили новый продуктивный подход к поиску хороших инструментов. Ключевой элемент этого подхода — поиск «естественных экспериментов», ситуаций, в которых по каким-то внешним причинам в руках исследователей оказывается новая инструментальная переменная. В примере с образованием — показатель, который влияет на s , но не влияет напрямую на y . Если такой показатель имеется и мы можем быть уверены, что для него выполняется основное требование (не влиять напрямую на зависимую переменную), то можно обойтись и без структурной модели — то есть делать меньше теоретических предположений, предшествующих анализу данных.

Предположим, что мы интересуемся вопросом: как влияет факт окончания средней школы на заработки? Для каждого человека i обозначим $D_i = 1$, если она окончила школу, и $D_i = 0$ в противном случае. Тогда $Y_i(1)$ — зарплата (например, в 20 лет или в среднем за несколько лет) в случае, если она окончила школу, и $Y_i(0)$ — если она школу не окончила. В этом случае $Y_i(1) - Y_i(0)$ — последствия окончания школы для i . Сложность состоит в том, что для каждого конкретного человека i у нас есть только один из показателей — либо $Y_i(0)$, либо $Y_i(1)$, потому что, конечно, один и тот же человек не может одновременно и окончить, и не окончить школу. Это означает, что мы не можем оценить эффект образования для каждого отдельного человека, не делая специальных и сильных предположений. (Например, можно для окончившей школу предположить, что если бы она школу не окончила, то ее заработок был бы равен среднему заработку людей, не окончивших школу. Надо понимать, что это сильное, специфическое предположение, не оправданное для значительного количества людей.)

Если у нас есть база данных, содержащая сведения о заработках и образовании многих людей, то мы можем подсчитать среднюю разность в заработках между двумя группами:

$$\begin{aligned} \Delta &= E[Y_i | D_i = 1] - E[Y_i | D_i = 0] = \\ &= E[Y_i(1) | D_i = 1] - E[Y_i(0) | D_i = 0]. \end{aligned} \quad (1)$$

Таким образом, Δ есть $E[(Y_i(1) - Y_i(0)) | D_i = 1]$ (последствия окончания школы для тех, кто ее закончил) и $E[Y_i(0) | D_i = 1] - E[Y_i(0) | D_i = 0]$ (эффект

² Использование инструментальных переменных в анализе данных было впервые предложено в: Wright, 1928. Нобелевскими премиями 2000 г. (Дж. Хекман, экономика труда) и 2011 г. (Т. Сарджент и К. Симс, макроэкономика) отмечен анализ, базирующийся на использовании этого подхода для работы с данными.

смещенной выборки). Первая часть выражения, $E[(Y_i(1) - Y_i(0)) | D_i = 1]$, — это оценка, которую мы хотели бы получить. Вторая часть выражения, $E[Y_i(0) | D_i = 1] - E[Y_i(0) | D_i = 0]$, — результат того, что выборка, которую мы имеем, не случайна: решение о том, оканчивать школу или нет, может приниматься человеком в зависимости от каких-то ненаблюдаемых факторов. Можно ожидать, что те, кто с большей вероятностью оканчивает школу, зарабатывать будут больше. Это означает, что эффект смещенной выборки будет положительным — и значит, оценка разности средних, Δ , будет смещенной в сторону повышения оценкой искомого эффекта (последствий окончания школы).

Идеальным способом преодоления проблемы было бы проведение рандомизированного контролируемого эксперимента, как это принято в биомедицине. Если бы принадлежность к экспериментальной или контрольной группе (в данном случае — оканчивать школу или нет) была полностью независима от остальных характеристик, то эффект смещенной выборки был бы нулевым и полученная разность средних, Δ , была бы несмещенной оценкой искомого эффекта.

К сожалению, у экономистов, как правило, нет возможности проводить рандомизированные контролируемые эксперименты по вопросам, которые важнее всего на практике. Значит, поиск естественных экспериментов — важный профессиональный навык. Примеры удачного поиска разнообразны. Например, Ангрис и У. Эванс задались вопросом: как количество детей влияет на предложение труда со стороны родителей (Angrist, Evans, 1998)? Как всегда, есть опасность, что обратная связь испортит оценку, полученную методом простой регрессии: легко представить, что рыночные перспективы людей влияют на количество детей у них. Ангрис и Эванс используют следующий хорошо известный факт — родители предпочитают, чтобы в семье были дети обоих полов. Это, среди прочего, означает, что семьи, в которых два первых ребенка обоих полов, заведут следующего ребенка, при прочих равных, с чуть меньшей вероятностью, чем семьи, в которых оба ребенка одного пола. Результаты показали, что отрицательные последствия появления детей для предложения труда со стороны матери выше, чем при простой оценке по методу наименьших квадратов.

При анализе влияния образования на заработок в качестве инструментальной переменной можно использовать дату рождения (Angrist, Krueger, 1991). В США можно прекратить учебу в школе только по достижении определенного возраста. При этом, конечно, в каждом штате учебный год начинается в одно время для всех детей одного года рождения. Сочетание этих двух правил означает, что у детей, родившихся в один календарный год, возможность покинуть школу будет различаться в зависимости от даты рождения. Естественно предполагать, что дата рождения (в анализе использовалась база данных, в которой не было точных дат рождения, но были «кварталы») входит в функцию $g(\cdot)$, но не в функцию $y(\cdot)$, и значит, может применяться в качестве инструментальной переменной. Использование этой переменной не превращало анализ в рандомизированный эксперимент, но было его близким аналогом.

Поиск квазиэкспериментов. Научный вклад Карда связан с рядом ключевых вопросов в экономике труда. Какова отдача на образование? Как влияют изменения минимальной заработной платы на занятость? Как сказывается иммиграция на зарплатах? Конечно, Кард не был первым экономистом, попытавшимся ответить на эти важные вопросы. Его статьи, в которых использовались новые подходы к анализу данных, дали новые, более качественные и достоверные ответы. Однако основная их ценность — не в конкретных результатах, дающих ответ на конкретный вопрос про конкретный рынок труда, а в том, что каждая работа является, по существу, примером-образцом, пользуясь которым можно отвечать на вопросы из разных областей экономической науки.

Последствия минимальной зарплаты

Установление минимальной зарплаты — это мера экономической политики, направленная на снижение бедности. При этом очевидно, что запрет на оплату труда ниже некоторого уровня может потенциально приводить к снижению занятости. Элементарный теоретический анализ показывает: если введенная минимальная заработная плата окажется больше, чем равновесная рыночная зарплата (уровень заработной платы, при котором спрос и предложение на труд сбалансированы), то результатом будет занятость ниже равновесной.

До начала 1990-х годов этот вывод о роли минимальной заработной платы, вытекающий из элементарных теоретических соображений, не подвергался особым сомнениям. Эмпирические работы, в которых в основном использовались временные ряды данных, в целом подтверждали зависимость: повышение минимальной заработной платы ведет к снижению занятости. Однако эти данные указывали скорее на корреляцию, чем на причинно-следственную связь: политические решения о повышении минимальной заработной платы зависят в том числе и от того, что происходит на рынке труда. Не исключено, *a priori*, что именно спад занятости — или даже ожидающийся спад занятости — подталкивает политиков к повышению минимальной зарплаты. В этом случае корреляция объясняется обратной связью, то есть из повышения минимальной зарплаты *не следует* снижение занятости.

Три ключевые работы, в которых стандартная версия эффекта от повышения минимальной заработной платы подвергалась сомнению, — это две статьи Карда (Card, 1992a, 1992b) и статья, написанная им совместно с А. Крюгером (Card, Krueger, 1994).

В первой работе изучались последствия реформ в Калифорнии, где минимальная зарплата была увеличена на 27% в 1988 г. (Card, 1992a). Изменения, последовавшие затем на калифорнийском рынке труда, сравниваются с тем, что происходило в других штатах, похожих на Калифорнию по характеристикам рынка труда, но не менявших в тот период минимальной зарплаты. В 1987–1989 гг. заработная плата старших подростков в Калифорнии выросла на 10% по сравнению с ростом заработной платы в других штатах. При этом никакого

снижения занятости в этой группе не произошло; напротив, доля занятых выросла в Калифорнии на 4% больше, чем в других штатах.

Во второй работе использовался следующий факт: повышение минимальной заработной платы на федеральном уровне по-разному влияет на занятость в разных штатах в зависимости от того, как устроено распределение заработных плат в этих штатах до повышения (Card, 1992b). Например, в штатах, где минимальная заработная плата уже была высокой, повышение федерального уровня сказывается минимально. В штатах, где минимальная заработная плата, установленная на уровне штата, была низкой, изменение федерального уровня может коснуться многих. В 1990 г. повышение федеральной минимальной зарплаты коснулось более 50% старших подростков в южных штатах США и лишь 5% в некоторых штатах северо-востока. В статье показано, что зарплаты подростков выросли сильнее всего именно в штатах, где изменения коснулись многих, и тем не менее отношение числа занятых в этой возрастной категории к населению штата не изменилось. Это исследование было дополнено с использованием опросов сотрудников фастфудов в Техасе, категории работников, для которых законодательно установленная минимальная зарплата очень важна (Katz, Krueger, 1992). Здесь в качестве инструментальной переменной использовалась доля сотрудников каждого ресторана, которым до федеральной реформы 1990 г. платили меньше, чем новая минимальная зарплата. Выводы оказались аналогичны более ранним выводам Карда: стартовые зарплаты в ресторанах, где доля затронутых реформой работников была выше, действительно выросли, а занятость не упала.

Несмотря на то что применявшийся в этих исследованиях метод двойных разностей снижает опасность получения смещенной оценки, он не до конца исключает ее. Действительно, Кард использовал тот факт, что в Калифорнии минимальная заработная плата была повышена, а в других штатах, похожих на Калифорнию по характеристикам рынка труда, — нет (Card, 1992a). Но может быть, сам факт повышения зависел от каких-то ненаблюдаемых переменных? Возможно, в одних штатах законодатели ожидали негативный шок меньшего масштаба и, соответственно, не считали нужным повышать минимальную заработную плату. В идеале хотелось бы иметь ситуацию, в которой рынок труда был бы для участников «эксперимента» одним и тем же, кроме минимальной заработной платы.

Кард и Крюгер исследовали данные о рынке труда небольшой территории, по которой проходила граница штатов — соответственно, минимальная зарплата для разных субъектов была разной, а общие условия на рынке труда — одинаковыми (Card, Krueger, 1994). В статье сравниваются фастфуды в Нью-Джерси, где минимальная зарплата в апреле 1992 г. повысилась с 4,25 до 5,05 долл. в час, и в восточной части соседней Пенсильвании, где минимальная зарплата оставалась 4,25. Важно, что до изменений в Нью-Джерси распределение стартовых зарплат на рынке было одинаковым в обеих зонах. После реформы зарплаты в ресторанах Нью-Джерси, которые платили минимальную зарплату до реформы, резко выросли, на 11% по сравнению с изменением в Пенсильвании. Занятость же слегка упала в пенсильванской

зоне и слегка выросла в нью-джерсийской. В ресторанах, на которые реформа подействовала особенно сильно (где стартовая зарплата была близка к минимальной), занятость не упала по сравнению с теми, на которых реформа не повлияла (где стартовая зарплата была близка к новой минимальной). Вывод все тот же: эмпирически повышение минимальной заработной платы не приводит к падению занятости.

Во всех перечисленных статьях применяется метод двойных разностей — исследователи смотрят на изменение относительного уровня занятости в результате изменения относительного уровня заработной платы.

В вышедшей затем книге (Card, Krueger, 1995) были собраны эти и другие результаты исследований влияния минимальной заработной платы на занятость, практически во всех случаях указывающие на то, что примитивная микроэкономическая модель дает неправильное предсказание. Нужна, как минимум, модель, в которой учитывался бы эффект влияния рыночной заработной платы на участие граждан в рынке труда. (Стандартная мера безработицы учитывает только граждан, которые активно ищут работу, — соответственно, функция предложения труда в самой простой модели учитывает предложение только этих граждан.) В недавней статье (Cengiz et al., 2019) обсуждаются последствия 138 изменений минимальной заработной платы в США; общий вывод совпадает с выводами Карда: повышение минимальной заработной платы не снижает занятость. Аналогичные, хотя и не столь четкие результаты получены и для других стран (например, см.: Dube et al., 2019; Manning, 2021).

Как можно объяснить отсутствие отрицательной зависимости между минимальной заработной платой и занятостью? Возможно, это относительное увеличение занятости было вызвано тем, что увеличение минимальной заработной платы привело к росту участия в трудовой деятельности среди этой возрастной группы. Также возможно, что повышение минимальной заработной платы ведет к тому, что фирмы, вынужденные повысить зарплату, снижают какие-то другие выплаты работникам. Возможно, издержки найма новых сотрудников, требующего дополнительного обучения, достаточно высоки, и фирмам выгоднее платить более высокую зарплату, чем нанимать новых сотрудников. Наконец, есть ряд возможных объяснений, связанных с изменениями в производительности труда в ответ на увеличение минимальной заработной платы, а также с эластичностью спроса на продукт: если эластичность низка, то фирмам удастся переложить большую часть возросших издержек на потребителей.

Еще одно объяснение породило целую область исследований: возможная роль «рыночной власти», способности фирм платить зарплату ниже той, которая сложилась бы в конкурентном равновесии. (Стандартный пример такой ситуации — монополия, единственный работодатель на рынке, который в этом случае имеет максимальную рыночную власть.) На таком рынке положительная реакция занятости на повышение минимальной заработной платы вполне возможна и в самой простой теоретической модели; повышение минимальной заработной платы снижает рыночную власть монополиста и увеличивает предложение труда. Кард внес значительный вклад в исследования последствий рыночной

власти на рынке труда — и эмпирический (например, см.: Card et al., 2013), и теоретический (Card et al., 2018).

Анализ последствий иммиграции

Другой важный вопрос, в попытках ответить на который Кард внес большой методологический вклад, — это анализ последствий иммиграции для рынка труда. Естественная гипотеза, воспринимаемая широкой публикой как закономерность, состоит в том, что шок иммиграции, то есть приток рабочей силы извне, приводит к снижению заработной платы и повышению безработицы. Конечно, есть ряд факторов, которые работают «в обратную сторону»: например, результат иммиграции должен даже в теории зависеть от того, является работа мигрантов субститутом или комплементом к работе местных жителей. Кроме того, можно ожидать, что изменение предложения на рынке труда будет сопровождаться изменением спроса на труд. Регионы, привлекающие мигрантов, привлекут фирмы и инвестиции в новые технологии, которые будут лучше дополнять навыки мигрантов. Наконец, приток мигрантов — это увеличение спроса на товары и услуги, что, в свою очередь, может увеличить спрос на рабочую силу местных жителей. Таким образом, гипотеза о том, что приток мигрантов снижает зарплаты и занятость среди местных жителей, нуждается в доказательствах. Сложность в том, что адекватный эксперимент требовал бы наличия области, полностью схожей с той, в которой есть приток мигрантов, но такого притока не имеющей. Однако подобные ситуации найти практически невозможно — мигранты, как правило, стремятся во все районы, в которых рынок труда растет; сравнивать эти рынки с рынками, где роста нет и куда мигранты не стремятся, бессмысленно. Иными словами, до работ Карда попытки оценить последствия иммиграции упирались в ту же методологическую проблему, что и анализ последствий повышения минимальной заработной платы: оценки последствий оказывались смещенными из-за того, что распределение на «экспериментальную» и «контрольную» группы было результатом осознанного выбора экономических агентов.

В своем исследовании Кард выбрал специальный эпизод из истории США (Card, 1990). В апреле 1980 г. кубинский лидер Ф. Кастро внезапно разрешил эмиграцию в США с острова через порт Мариэль. За май—сентябрь 1980 г. Кубу покинуло около 125 тыс. человек; примерно половина из них осела в Майами, крупнейшем городе штата Флорида. За несколько месяцев трудовые ресурсы Майами выросли на 7% — небывало сильный позитивный шок. Кард соотнес изменение зарплат и занятости в Майами в результате этого шока с изменениями на рынке труда городов, похожих на Майами. Оказалось, что несмотря на мощный приток иммигрантов, зарплаты и занятость местных жителей не упали. Кард предложил два объяснения этого результата. Во-первых, возможно, что притоком кубинских иммигрантов был вытеснен приток местных мигрантов. Во-вторых, многолетний опыт работы с мигрантами мог научить флоридские компании быстро внедрять новые технологии, дополняющие труд мигрантов. Впрочем, это второе объяс-

нение указывает на возможный источник проблем с переносом выводов на другие эпизоды иммиграции: в районе, где не было предыстории с опытом приема мигрантов, реакция рынка труда может быть другой.

Исследования Карда, посвященные последствиям иммиграции для рынка труда, породили огромную литературу. Например, изучались последствия реформы правил пересечения границы для трудовых мигрантов, вызвавшей резкий приток чешских рабочих в районы вблизи границы Германии и Чехии (Dustmann et al., 2017). В отличие от многих предшествующих работ, у авторов были данные, позволяющие отслеживать трудовую историю каждого человека. Выводы аналогичны выводам Карда: нет свидетельств того, что мигранты вытесняют местных жителей с рынка труда; заработная плата слегка снизилась. Как и в работе Карда (Card, 1990), доля местных жителей среди занятых упала за счет снижения притока местных граждан из соседних районов.

Попытки посмотреть на «картинку» в более высоком разрешении — оценить влияние притока мигрантов не на занятость и зарплату на рынке в целом, а на распределение зарплат на рынке — показывают, что иммиграция негативно сказывается на зарплатах и занятости групп, чьи навыки и опыт наиболее близки к навыкам и опыту мигрантов (Bozjas, 2003; Card, 2009). В целом «программа Карда» дала, помимо методологических инноваций, следующие эмпирические результаты. Последствия притока мигрантов, как правило, различаются для разных групп местного населения: позитивные для одних и негативные для других. У местного населения есть возможность переключиться на виды деятельности, в большей степени опирающиеся на коммуникативные способности. Наконец, инвестиции и инновации подстраиваются под потоки миграции, смягчая или вовсе устраняя негативные последствия для местных жителей.

Образование и зарплата

До работ Карда и Крюгера (Card, Krueger, 1992a, 1992b) в большинстве исследований, посвященных анализу последствий школьного образования, в качестве результата рассматривались оценки, итоги независимых тестирований или поступление в вузы. Кард и Крюгер сделали стандартом анализ эффектов на рынке труда.

Анализ последствий образования очень сложен. То, что сильную школу оканчивают сильные выпускники, вовсе не означает, что «добавленная стоимость», эффект образования в этой конкретной школе велик. Силу выпускников можно объяснить тем, что в эту школу пошли — по своему выбору, выбору родителей или по результатам каких-то ранних тестов — наиболее сильные дети. Как *качество школы* влияет на *отдачу по зарплате* от дополнительного года обучения (Card, Krueger, 1992a)?

Ответ на этот вопрос требует какой-то методологии, которая устранила бы эффект смещенной выборки. В статье качество школ и зарплата измеряются на уровне штата. Поскольку вариация в качестве школ в разных штатах может зависеть от характеристик населения и рынка

труда в соответствующих штатах, методология анализа должна учитывать возможность того, что какие-то ненаблюдаемые параметры влияют и на решение, сколько и где учиться, и на отдачу на рынке труда. Для этого Кард и Крюгер создали базу данных, которая позволяла сравнивать тех, кто учится в школах в одном штате, но до этого рос в других. Такие данные позволяют оценить отдачу от дополнительного года учебы для тех, кто учился в этом штате, относительно тех, кто раньше учился в другом.

Авторы научного описания нобелевских достижений Карда приводят такой пример. Сделаем выборку из ребят одной возрастной группы, которые выросли в Алабаме и Айове, а теперь учатся в Калифорнии. Эти две группы объединяет тот факт, что их семьи переехали в Калифорнию. Теперь можно сравнить отдачу от дополнительного года учебы в Калифорнии для одних и для других (все та же «двойная разность»). Такой аналитический дизайн учитывает возможную корреляцию между ненаблюдаемыми характеристиками заработков и числом лет, проведенных в школе. Чтобы зависимость между годами образования и заработками для каждой возрастной группы и штата можно было считать причинно-следственной связью, необходимо, конечно, предполагать, что эта корреляция между ненаблюдаемыми характеристиками была одинаковой для тех, кто переехал в Калифорнию из Айовы и Алабамы.

Кард и Крюгер сначала оценили отдачу от образования отдельно по штату проживания, штату рождения и возрастной группе. После этого они проанализировали, как вариация в отдаче относительно штатов рождения и возрастных групп зависит от разных характеристик качества школ, от отношения числа школьников к числу учителей, от относительных зарплат учителей и продолжительности школьного года. Оказалось, среди прочего, что чем ниже было отношение ученики/учителя в штате, в котором рос школьник, тем выше отдача на образование в новом штате³. Аналогичные результаты получены для относительной отдачи на образование для белых и чернокожих граждан, переехавших из южных штатов в северные (Card, Krueger, 1992b).

Один из наиболее устойчивых результатов, возникших в разных квазиэкспериментальных постановках (см.: Card, 1995b, 1999, 2001b), состоял в том, что оценки с помощью инструментальных переменных были, как правило, выше, чем оценки по методу наименьших квадратов, самому простому методу оценивания, не дающему несмещенной оценки в подобных ситуациях. Кард дал этому объяснение, опирающееся на фундаментальную модель лауреата Нобелевской премии Г. Беккера (Becker, 1967). Согласно этой модели, оптимальный выбор инвестиций в образование уравнивает отдачу от образования и предельные издержки финансирования (дисконтную ставку). Дети из семей, для которых издержки высоки, выбирают меньшую продолжительность образования; более талантливые дети, то есть дети, имеющие более высокую отдачу от образования, будут больше вкладываться в человеческий капитал —

³ Этот и другие результаты Карда и Крюгера (Card, Krueger, 1992a) были подтверждены во многих работах (Jackson et al., 2016; Rothstein, Schanzenbach, 2021).

учиться дольше. Если предположить, что талант и дисконтная ставка (доступность финансирования в широком смысле, включая альтернативные издержки) не коррелированы, то среди тех, кто выбрал учиться меньше, отдача от образования должна быть относительно выше (потому что их выбор в большей степени ограничен доступностью финансирования). Кард указал, что для этого вывода — отдача от образования особенно высока для тех, кто учится мало, — не обязательно делать сильное предположение о полном отсутствии корреляции; достаточно сделать значительно более слабое предположение о том, что ограничения, связанные с финансированием, объясняют большую долю дисперсии в длительности образования, чем ограничения, связанные с талантом.

Из этого рассуждения, с учетом теоретических результатов, полученных Имбенсом и Ангристом (Imbens, Angrist, 1994; Angrist, Imbens, 1995), Кард делает вывод, что использование инструментальных переменных идентифицирует средний эффект образования для групп, характеристики которых в наибольшей степени зависят от этих инструментальных переменных. Более того, большинство инструментальных переменных, использованных в литературе, в большей степени влияют на группы, которые учатся относительно мало. Например, инструмент «квартал, когда родился» (Angrist, Krueger, 1991) влияет в наибольшей степени на тех, у кого высокая вероятность мало учиться в школе. То же самое относится к инструментальной переменной — расстоянию до ближайшего университета (Card, 1995a). Этот инструмент в меньшей степени затрагивает детей из обеспеченных семей, потому что такие дети с большой вероятностью отправляются в бакалавриат независимо от того, где они растут.

Использование инструментальных переменных

Первые исследования результатов естественных экспериментов привели к возникновению новых методологических задач. В частности, возник вопрос о методах получения несмещенных оценок в ситуации, когда реакция субъектов исследования была неоднородной. Простой пример такой ситуации дает классическая работа (Angrist, 1990), в которой исследовалось влияние службы в армии на последующие заработки в жизни. В начале 1970-х годов, в разгар войны во Вьетнаме, в США проводились призывные лотереи — призыву подлежала выбранная случайным образом, по датам рождения, доля определенной возрастной группы. Ангрист использовал результаты лотереи в качестве инструментальной переменной для службы во Вьетнаме. Проблема заключалась в том, что большинство участников войны были добровольцами, которые отправились во Вьетнам независимо от исхода лотереи для себя. Это означает, что результаты лотереи, инструментальная переменная, оказывали влияние только на подгруппу молодых людей, которые не пошли бы служить добровольно. Оценки, полученные с помощью такого инструмента, содержат мало информации о влиянии военной службы на последующие заработки для тех, кто пошел воевать по собственной воле. В таких случаях говорят,

что реакция *неоднородна* или что происходит *неполное соблюдение условий естественного эксперимента*. Это стандартная ситуация при анализе реальных данных — полное соблюдение условий является редким (и счастливым для исследователя) исключением.

Имбенс и Ангрис (Imbens, Angrist, 1994) предложили следующий общий подход⁴. Они задали вопрос: что можно и чего нельзя узнать из результатов естественного эксперимента, не делая дополнительных предположений о поведении субъектов исследования, которое нельзя наблюдать напрямую? В основе подхода лежит механизм формирования выборки, которая была бы в рандомизированном эксперименте случайной, а у Имбенса и Ангриса привязана к инструментальной переменной, если подходящая переменная найдется. В настоящем рандомизированном эксперименте роль такой переменной играет физическое формирование случайной выборки.

Рассмотрим тот же самый пример — анализ того, как факт окончания средней школы сказывается на индивидуальных заработках. Как и выше, для каждого человека i обозначим $D_i = 1$, если она окончила школу, и $D_i = 0$, если не окончила; $Y_i(1)$ — заработок, если школу окончила, а $Y_i(0)$ — если нет. Результат воздействия на отдельного индивида, $Y_i(1) - Y_i(0)$, получить невозможно, но можно попробовать оценить *средний* эффект воздействия, $ATE = E(Y_i(1) - Y_i(0))$.

Предположим для простоты, что ребенок идет в школу, если ему исполнилось 6 лет до 1-го сентября, и имеет право покинуть ее, прекратив обучение, когда ему исполняется 18 лет. Возьмем двух детей, Анну и Евгению, которые родились с разницей в один день, 31 августа и 1 сентября соответственно. Это означает, что Анна пойдет в школу в 6 лет и 1 день, а Евгения пойдет в 6 лет и 364 дня. Поскольку школу они могут бросить в 18 лет, у Евгении будет такая возможность в последний год обучения, а у Анны — нет. Таким образом, мы создали новую инструментальную переменную Z : $Z = 1$ для тех, кто родился до 1 сентября, и $Z = 0$ для тех, кто после. Из-за существующих правил у тех, для кого $Z = 1$, вероятность окончить школу выше, чем у тех, для кого $Z = 0$. Теперь мы считаем, что воздействие (оканчивает человек школу или нет) эндогенно, и, значит, воздействий может быть два, $D_i(0)$ и $D_i(1)$, а потенциальных исходов — четыре $Y_i(z, d)$, $z = 0, 1$, $d = 0, 1$.

Имбенс и Ангрис сформулировали два фундаментальных требования, которым должны удовлетворять инструментальные переменные. Первое требование: *инструментальная переменная не должна быть коррелирована с ошибкой исходной регрессии*. Именно это требование отвечает за то, чтобы «контрольная» и «исследуемая» группы в квазиэксперименте выглядели одинаково. Если это требование не выполняется, то инструмент называют *негодным*. Чтобы оно выполнялось, нужно, в свою очередь, выполнение двух необходимых условий. Во-первых, необходимо, чтобы потенциальные исходы (заработок в на-

⁴ Подход Имбенса и Ангриса восходит к ранним работам (Neuman, 1923; Rubin, 1974). С момента публикации исходной статьи 1994 г. этот подход уточнялся и развивался во многих работах как самих лауреатов, так и других исследователей. Учебник Ангриса и Й.-С. Писке (Angrist, Pischke, 2008) быстро стал классической основой для магистерских и аспирантских курсов по анализу данных.

шем примере) не зависели напрямую от инструмента (даты рождения). Зависимость исхода от инструмента выглядит так:

$$\begin{aligned} E[Y_i|Z_i = 1] - E[Y_i|Z_i = 0] &= \\ &= E[Y_i(1, D_i(1))|Z_i = 1] - E[Y_i(0, D_i(0))|Z_i = 0] = \\ &= E[Y_i(1, D_i(1))] - E[Y_i(0, D_i(0))]. \end{aligned} \quad (2)$$

Последнее равенство следует из независимости инструмента от исхода. В нашем примере $E[Y_i(1, D_i(1))] - E[Y_i(0, D_i(0))]$ — это последствие для заработков, в смысле причинно-следственной связи, того факта, что человек родился позднее в течение календарного года.

Во-вторых, необходимо, чтобы инструмент мог влиять на исход (в нашем примере — заработки) только через воздействие (окончание средней школы). Формально, необходимо, чтобы выполнялось условие:

$$Y_i(1, d) = Y_i(0, d) = Y_i(d), \quad d = 0, 1. \quad (3)$$

Аналогичным образом можно подсчитать влияние позднего, в течение календарного года, рождения на вероятность окончания средней школы:

$$\begin{aligned} E[D_i|Z_i = 1] - E[D_i|Z_i = 0] &= \\ &= E[D_i(1)|Z_i = 1] - E[D_i(0)|Z_i = 0] = E[D_i(1)] - E[D_i(0)]. \end{aligned} \quad (4)$$

Второе фундаментальное требование: *инструмент должен быть релевантен*: $E[D_i(1)] - E[D_i(0)] \neq 0$. В нашем примере это означает, что реакция на возможность бросить школу должна быть больше у тех, кто родился в начале года. Инструменты, для которых релевантность невысока, называются *слабыми*.

Оба требования принципиально важны (Angrist et al., 1996). В нашем примере первое требование, очевидно, выполняется. Можно считать случайным, родился человек до 1 сентября или после. Но выполняется ли второе требование? Это неочевидно, потому что инструмент порождает вариацию возраста, в котором ребенок начинает учиться в школе. Если этот показатель по какой-то причине важен для будущих заработков, то второе требование оказывается нарушенным.

Если выполняется второе фундаментальное требование, то выполняется равенство

$$\begin{aligned} E[Y_i|Z_i = 1] - E[Y_i|Z_i = 0] &= \\ &= E[(D_i(1) - D_i(0))(Y_i(1) - Y_i(0))]. \end{aligned} \quad (5)$$

Правую часть можно упростить, поскольку разность $(D_i(1) - D_i(0))$ может принимать только три значения: $-1, 0, 1$. Перепишем выражение дальше:

$$\begin{aligned} E[Y_i|Z_i = 1] - E[Y_i|Z_i = 0] &= \sum_{k \in \{-1, 0, 1\}} P[(D_i(1) - D_i(0)) = k] \times \\ &\quad \times E[(Y_i(1) - Y_i(0)) | (D_i(1) - D_i(0)) = k] = \\ &= P[(D_i(1) - D_i(0)) = 1] \times \\ &\quad \times E[(Y_i(1) - Y_i(0)) | (D_i(1) - D_i(0)) = 1] - \\ &- P[(D_i(1) - D_i(0)) = -1] \times \\ &\quad \times E[(Y_i(1) - Y_i(0)) | (D_i(1) - D_i(0)) = -1]. \end{aligned} \quad (6)$$

Из полученной формулы следует, что для субъектов, которые не «реагируют» на инструмент — для которых $D_i(1) - D_i(0) = 0$, — мы не можем получить никакой оценки. Иными словами, мы не можем оценить последствия воздействия для подмножества субъектов, которые не меняют своего поведения в ответ на действие инструмента, потому что инструмент не делит все множество на «экспериментальную» и «контрольную» группы.

К сожалению, оценка, полученная с помощью такого анализа, с трудом поддается какой-то качественной интерпретации. Проблема в том, что эффект воздействия для тех, кто меняет поведение от «неучастия» на «участие», когда инструмент переключается с 0 на 1, компенсируется эффектом для тех, кто меняет свое поведение в обратную сторону. Имбенс и Ангрис (Imbens, Angrist, 1994) предложили считать, что инструмент меняет поведение всех индивидов в одном направлении (монотонность): $D_i(1) \geq D_i(0)$. Отсюда следует, что $\Pr[(D_i(1) - D_i(0)) = -1] = 0$ и влияние инструмента на воздействие есть

$$E(D_i(1) - D_i(0)) = \Pr[(D_i(1) - D_i(0)) = 1]. \quad (7)$$

Предположив монотонность, можно получить оценку последствий воздействия по намерению (средний эффект воздействия, независимо от того, получают субъекты воздействие или уклоняются от него):

$$E[Y_i|Z_i = 1] - E[Y_i|Z_i = 0] = \Pr[(D_i(1) - D_i(0)) = 1] \times E[(Y_i(1) - Y_i(0))|(D_i(1) - D_i(0)) = 1]. \quad (8)$$

В левой части — влияние инструмента на исход. Первый сомножитель в правой части — влияние инструмента на воздействие. Отношение двух этих величин — оценка, полученная с помощью метода инструментальных переменных.

Выражение

$$E[Y_i|Z_i = 1] - E[Y_i|Z_i = 0] \times E[D_i|Z_i = 1] - E[D_i|Z_i = 0] = E[(Y_i(1) - Y_i(0))|(D_i(1) - D_i(0)) = 1] \quad (9)$$

можно интерпретировать следующим образом: оно показывает средний эффект (в смысле причины и следствия) для части субъектов, которые стали объектом воздействия в результате изменения значения инструмента. Ангрис и Имбенс назвали это локальным средним эффектом воздействия (LATE)⁵.

Посмотрим, как выполняются основные требования к инструментальным переменным в примере, который мы обсуждали выше. Напомним, что Ангрис (Angrist, 1990) пытался оценить последствия участия в военных действиях для будущих заработков на рынке труда и использовал для этого квазиэксперимент, в котором разбиение на контрольную и экспериментальную группы делалось за счет результатов лотерей, проводившихся правительством США для определения

⁵ О преимуществах учета оценки LATE по сравнению с отсутствием хоть какой-нибудь оценки, см. в: Imbens, 2010.

того, кому идти в армию. Выполнение первого требования здесь под угрозой — если есть люди, уклонявшиеся от службы в армии за счет учебы в колледже или каких-то других легальных способов, и вероятность таких уклонений коррелировала с будущими заработками, то требование независимости инструмента и ошибки регрессий оказывается нарушенным.

* * *

Выявление причинно-следственных связей — ключевая задача во всех науках. Экономическая наука, как и другие общественные науки, сталкивается с дополнительными проблемами: для ответа на многие естественные вопросы нет возможности воспользоваться рандомизированными экспериментами. Лауреаты Нобелевской премии 2021 г. показали, что поиск квазиэкспериментов и использование современной статистической техники позволяют получать содержательные ответы и несмещенные оценки даже там, где полноценные рандомизированные эксперименты невозможны. Метод инструментальных переменных позволяет получить оценки результатов воздействия, то есть учитывающие причинно-следственные связи. Квазиэкспериментальные данные теперь можно получить из результатов стихийных бедствий, из государственных программ, из административных границ, из институциональных ограничений и т. п. «Революция доверия», работы Карда, Ангриста, Имбенса, Крюгера и их последователей и соавторов, радикально изменили технику эмпирических исследований в экономической науке, создав новые образцы и стандарты выбора данных и статистического анализа.

Список литературы / References

- Цыплаков А. (2007). Эскурс в мир инструментальных переменных // Квантиль. № 2. С. 21–47. [Tsyplakov A. (2007). A guide to the world of instrumental variables. *Quantile*, No. 2, pp. 21–47. (In Russian).]
- Ениколопов Р. (2020). Доказательная экономика развития: Нобелевская премия по экономике 2019 года // Вопросы экономики. № 1. С. 5–17. [Enikolopov R. (2020). Evidence based development economics: Nobel Prize in Economic Sciences 2019. *Voprosy Ekonomiki*, No. 1, pp. 5–17. (In Russian).] <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2020-1-5-17>
- Angrist J. D. (1990). Lifetime earnings and the Vietnam era draft lottery: Evidence from social security administrative records. *American Economic Review*, Vol. 80, No. 3, pp. 313–385.
- Angrist J. D., Evans W. N. (1998). Children and their parent's labor supply: Evidence from exogenous variation in family size. *American Economic Review*, Vol. 88, No. 3, pp. 450–477.
- Angrist J. D., Imbens G. W. (1995). Two-stage least squares estimation of average causal effect in models with variable treatment intensity. *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 90, No. 430, pp. 431–442. <https://doi.org/10.1080/01621459.1995.10476535>
- Angrist J. D., Imbens G. W., Rubin D. B. (1996). Identification of causal effects using instrumental variables. *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 91, No. 434, pp. 444–472. <https://doi.org/10.1080/01621459.1996.10476902>

- Angrist J. D., Krueger A. B. (1991). Does compulsory schooling attendance affect schooling and earnings? *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 106, No. 4, pp. 976–1014. <https://doi.org/10.2307/2937954>
- Angrist J. D., Pischke J.-S. (2008). *Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion*. Princeton: Princeton University Press.
- Becker G. (1967). *Human capital and the personal distribution of income*. Ann Arbor: University of Michigan Press.
- Borjas G. J. (2003). The labor demand curve is downward-sloping: Reexamining the impact of immigration on the labor market. *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 118, No. 4, pp. 1335–1374. <https://doi.org/10.1162/003355303322552810>
- Card D. (1990). The impact of the Mariel boatlift on the Miami labor market. *Industrial and Labor Relations Review*, Vol. 43, No. 2, pp. 245–257. <https://doi.org/10.1177/001979399004300205>
- Card D. (1992a). Do minimum wages reduce employment? A case study of California 1987–1989. *Industrial and Labor Relations Review*, Vol. 46, No. 1, pp. 38–54. <https://doi.org/10.1177/001979399204600104>
- Card D. (1992b). Using regional variation in wages to measure the effects of the federal minimum wage. *Industrial and Labor Relations Review*, Vol. 46, No. 1, pp. 22–37. <https://doi.org/10.1177/001979399204600103>
- Card D. (1995a). Using geographical variation in college proximity to estimate the return to schooling. In: N. L. Christofides, E. K. Grant, R. Swidinsky (eds.). *Aspects of labor market behaviour: Essays in honour of John Vanderkamp*. Toronto: University of Toronto Press, pp. 201–222.
- Card D. (1995b). Earnings, schooling, and ability revisited. *Research in Labor Economics*, Vol. 14, pp. 23–48.
- Card D., Krueger A. B. (1992a). Does school quality matter? Returns to education and the characteristics of public schools in the United States. *Journal of Political Economy*, Vol. 100, No. 1, pp. 1–40. <https://doi.org/10.1086/261805>
- Card D., Krueger A. B. (1992b). School quality and black-white relative earnings: A direct assessment. *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 107, No. 1, pp. 151–200. <https://doi.org/10.2307/2118326>
- Card D., Krueger A. B. (1994). Minimum wages and employment: A case study of the fast-food industry in New Jersey and Pennsylvania. *American Economic Review*, Vol. 84, pp. 772–784.
- Card D., Krueger A. B. (1995). *Myth and measurement: The new economics of the minimum wage*. Princeton: Princeton University Press.
- Cengiz C., Dube A., Lindner A., Zipperer B. (2019). The effect of minimum wages on low-wage jobs. *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 134, No. 3, pp. 1405–1454. <https://doi.org/10.1093/qje/qjz014>
- Dustmann Ch., Schönberg U., Stuhler J. (2017). Labor supply shocks, native wages, and the adjustment of local employment. *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 132, No. 1, pp. 435–483. <https://doi.org/10.1093/qje/qjw032>
- Haavelmo T. (1944). The probability approach in econometrics. *Econometrica*, Vol. 12, pp. 1–115. <https://doi.org/10.2307/1906935>
- Imbens G. W. (2010). Better LATE than nothing: Some comments on Deaton (2009) and Heckman and Urzua (2009). *Journal of Economic Literature*, Vol. 48, No. 2, pp. 399–423. <https://doi.org/10.1257/jel.48.2.399>
- Imbens G. W., Angrist J. D. (1994). Identification and estimation of local average treatment effects. *Econometrica*, Vol. 62, No. 2, pp. 467–476. <https://doi.org/10.2307/2951620>
- Jackson C. K., Johnson R. C., Persico C. (2016). The effects of school spending on educational and economic outcomes: Evidence from school finance reforms. *Quarterly Journal of Economics*, Vol. 131, No. 1, pp. 157–218. <https://doi.org/10.1093/qje/qjv036>
- Katz L. F., Krueger A. (1992). The effect of the minimum wage on the fast-food industry. *ILR Review*, Vol. 46, No. 1, pp. 6–21. <https://doi.org/10.1177/001979399204600102>

- Manning A. (2021). The elusive employment effect of the minimum wage. *Journal of Economic Perspectives*, Vol. 35, No. 1, pp. 3–26. <https://doi.org/10.1257/jep.35.1.3>
- Neyman J. (1923). On the application of probability theory to agricultural experiments. Essay on principles. *Statistical Science*, Vol. 5, No. 4, pp. 465–480.
- Rothstein J., Schanzenbach D. W. (2021). Does money still matter? Attainment and earnings effects of post-1990 school finance reforms. *NBER Working Papers*, No. 29177. <https://doi.org/10.3386/w29177>
- Rubin D. B. (1974). Estimating causal effects of treatments in randomized and non-randomized studies. *Journal of Educational Psychology*, Vol. 66, No. 5, pp. 688–701. <https://doi.org/10.1037/h0037350>
- Wright P. G. (1928). *The tariff on animal and vegetable oils*. New York: Macmillan.
-

**Instead of laboratory:
Analyzing data from natural experiments
(Nobel Memorial Prize in Economic Sciences 2021)**

Konstantin I. Sonin^{1,2}

Author affiliation: ¹ University of Chicago (Chicago, IL, United States);
² HSE University (Moscow, Russia). Email: ksonin@gmail.com

The 2021 Nobel Prize in Economic Sciences was awarded to David Card, Joshua Angrist, and Guido Imbens for advancing methodology to establish casual relationships in economics. Their approach brought the notion of the natural experiment, situations in which heterogeneous reactions of different groups of people to chance shocks or policy changes allows to elicit causal effects, to the forefront of empirical analysis, and spearheaded a revolution in development of statistical methods needed to analyze the data. After the initial contributions in labor economics and economics of education, the new approach has become a new standard in economic sciences.

Ключевые слова: casual effects, natural experiments, labor economics, economics of education, Nobel Memorial Prize in Economic Sciences.

JEL: C36, C90, J24, J61.