УДК 51: 101.8
DOI: 10.15372/PS20230207
EDN: TFJRPM

В.М. Резников

ПРИЧИННЫЕ ОТНОШЕНИЯ В АНАЛИЗЕ ДАННЫХ И ИСКУССТВЕННОМ ИНТЕЛЛЕКТЕ

В статье сформулированы аргументы в пользу адекватности философских концепций в контексте использования анализа данных и искусственного интеллекта. Во-первых, показана значимость обучения компьютерных программ в области искусственного интеллекта причинным отношениям для повышения их адаптивности, умения объяснять полученные результаты и приближения к естественному интеллекту. Во-вторых, продемонстрирована эвристичность причинной интерпретации как основания для операционального описания смещающих факторов и их рационального блокирования в рандомизированных экспериментах. Наконец, описаны предпосылки для гипотетического участия в науке философов, которые владеют формальными методами, как критиков их недостатков и в качестве консультантов по корректному применению философских концепций в науке.

Ключевые слова: роль философии в науке; математическая статистика; верификация независимости; рандомизация

V.M. Reznikov

CAUSAL RELATIONS IN DATA ANALYSIS AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE

The article formulates arguments for the adequacy of philosophical concepts in the context of the use of data analysis and artificial intelligence. Firstly, we show the importance of teaching computer programs in the field of artificial intelligence about causal relationships to increase their adaptability, develop the ability to explain the results obtained and bring them closer to natural intelligence. Secondly, we show the heuristic nature of causal interpretation as a basis for the operational description of biasing factors and their rational blocking in randomized experiments. Finally, we describe the prerequisites for the hypothetical participation in science of philosophers who are proficient in formal methods as critics of their shortcomings and as consultants on the correct application of philosophical concepts in science.

Keywords: the role of philosophy in science; mathematical statistics, verification of independence; randomization

© Резников В.М., 2023

Как известно, научное сообщество в целом положительно оценивает влияние классической философиио античной философии до И. Канта – на интеллектуальное развитие и культурный уровень исследователей. Однако в отношении значимости философии для текущих научных исследований не существует консенсуса. Так, известный физик, нобелевский лауреат С. Вайнберг отрицает значимость философии и посвятил этому вопросу главу в своей книге [2]. Между тем выдающийся физик А. Эйнштейн утверждал об особом влиянии Э. Маха и Д. Юма в контексте окончательного формулирования специальной теории относительности [9]. Современный математик Г. Шейфер пишет, что значимость философских исследований ограничена классическими вопросами науки и не затрагивает современную науку. Однако, по нашему мнению, в современной науке имеются потенциальные вакансии для участия философов в научной деятельности, связанные с критикой несовершенств научного знания, с консультированием исследователей-нефилософов по корректному использованию философских концепций, а также с привлечением концепций объяснения и понимания для анализа научного знания.

Начнем с критической деятельности. Дело в том, что по нашему мнению, в науке имеется «ничья земля»: это область критики текущего научного знания в контексте его применимости. Отметим, что проблема применимости знания до сих пор не особо популярна ни у математиков, ни у философов. Хотя еще в прошлом столетии выдающиеся математики и философы обосновали значимость применимости знания. Так, независимо друг от друга два известных философа Г. Райл и А. Полани продемонстрировали, что понимание изучаемых объектов достигается в результате применения знания. Выдающийся математик А.Н. Колмогоров отмечал, что успехи в основаниях математики заслонили собой самостоятельную проблему применимости математики. Почему проблема применимости знания не является популярной? Например, у чистых математиков проблема применимости не особенно популярна, так как, по их собственному признанию, их исследования существенно связаны с красотой математических объектов, однако, по их мнению, красота не присуща приложениям математики. Что касается философов, то они предпочитают изучать теории, а не их использование. Знаменитый, недавно ушедший из жизни философ Я. Хакинг подробно описал причины непопулярности проблемы применимости знания в философском сообществе [8].

Отметим, что со временем интерес к проблеме применимости математики возрастает. Сегодня в философском сообществе достаточно популярны две проблемы, связанные с применением математики. Во-первых, это проблема принципиальной неустранимости математики из наиболее обоснованных современных теорий. Во-вторых, это сформулированная нобелевским лауреатом Е. Вигнером проблема непостижимой эффективности математики в естествознании. Оба этих направления исследований связаны с применением формальных теорий, однако в подавляющем множестве научных дисциплин знание не является полностью формализованным, и математика применяется непосредственно к изучаемым данным.

Применение знания, и в частности применение формальных методов, является областью, потенциально интересной для философских и методологических исследований. Почему область применимости знания оказывается потенциально интересной для философских исследований? Дело в том, что знание в целом и формальные методы в частности не являются совершенными. Кроме того, в науке не принято критиковать используемые методы, если нет альтернативных подходов. Критика философами несовершенств математических методов может способствовать улучшению существующих методов и созданию новых, более совершенных, поэтому философские исследования представляют интерес и для математиков.

Известный философ Г. Кайберг отмечал, что проблема применимости знания интересует исключительно методологов и бизнесменов. Добавим к ним и прикладных математиков, участвующих в ответственных испытаниях. Однако методологи и прикладные математики публикуются в основном в специальных журналах, а что касается монографий, то в известной отечественной литературе последняя солидная монография методологического характера вышла в 1980-е годы [1]. Поэтому проблема методологического анализа применимости математики оказывается актуальной.

Обратимся к математической статистике, эта дисциплина наиболее популярна в приложениях. Покажем, что ее методы в контексте приложений не свободны от некоторых недостатков. Напомним, что для того, чтобы решить большинство проблем классической математической статистики, необходимо предварительно решить две задачи: во-первых, описать распределения случайных величин, отражающих результаты исследований, и, во-вторых, определить, как эти случайные величины связаны (в простейшем случае они независимы).

В современных исследованиях законы распределения вероятностей определяют с помощью специальных компьютерных программ на основе построения гистограмм по результатам испытаний, а также с помощью специальных функций. Если распределения определяются для продолжающихся испытаний с большими объемами результатов, то исследования такого плана оказываются весьма трудоемкими. В результате исследований определяются гипотетические распределения вероятностей, и заключительным этапом определения распределений оказывается проверка соответствия этих распределений изучаемым данным с помощью специальных критериев согласия. Одним из популярных критериев является критерий Пирсона хи-квадрат. Его популярность обусловлена универсальностью, так как он подходит для верификации как дискретных, так и непрерывных распределений. Критерий был предложен К. Пирсоном, знаменитым математиком, генетиком, философом в 1900 г. [4]. Критерий не является в полной мере адекватным для приложений, так как в его реализации предполагается группирование данных. Дело в том, что в случае бесконечного объема данных не имеет значения, каким образом произведено группирование, однако для реальных конечных объемов специфика группирования может иметь значение, так как не исключено, что при определенном разбиении данных проверяемая гипотеза не будет отвергнута, а при другом разбиении она будет фальсифицирована. Проблема заключается в том, что в статистике нет понятия объективного группирования. В общем и целом нет оснований для корректного применения критерия Пирсона, однако при некоторых условиях получается вполне объективное и рациональное группирование данных. Например, для содержательных данных или когда имеется альтернативная гипотеза. Для иных положений дел имеет смысл использовать другие статистические критерии.

Отметим, что исследование независимости многократно сложнее верификации распределений по данным. В чем заключаются сложности исследования независимости?

Во-первых, не существует унифицированного индикатора независимости, так как известные индикаторы независимости имеют контекстуальный характер, в частности их использование определяется распределением случайных величин. Если исследуемые случайные величины имеют совместное нормальное распределение, тогда адекватным индикатором независимости оказывается попарный коэффициент корреляции.

Во-вторых, неизвестны надежные индикаторы независимости. Так, например, если случайные величины независимы, то попарный коэффициент корреляции равен нулю, однако если он равен нулю, то случайные величины не обязательно оказываются независимыми.

В-третьих, методы определения независимости связаны с количеством случайных величин, по отношению к которым определяется характер их связанности. Так, для верификации независимости в случае двух случайных величин адекватны таблицы сопряженности. Однако для исследования независимости результатов бросания монеты таблицы сопряженности не подходят, так как результаты описываются не двумя, а одной случайной величиной.

И наконец, последнее по порядку, но не по степени значимости. Трудоемкость определения независимости значительно превосходит сложность верификации распределений вероятностей. Дело в том, что если получены одинаковые распределения вероятностей для данных на некоторых выборках, то итоговое распределение для всех данных обычно совпадает с распределениями на выборках. Однако в случае исследования независимости некоторой популяции данных результаты относительно независимости различных частей этой популяции не имеют никакого значения. Впервые пример такого плана был предложен известным математиком С.Н. Бернштейном. В примере Бернштейна случайные величины являются вершинами треугольника, причем попарно все случайные величины независимы, однако все вместе они оказываются зависимыми величинами. В дальнейшем много раз было продемонстрировано, что свойство независимости, которым обладают подмножества множества данных, не обязательно имеет место для всего объема данных.

Таким образом, независимость оказывается принципиально интегральной характеристикой. Современные математики Г. Шейфер и В. Вовк отмечают чрезвычайную сложность определения независимости в случае продолжающихся испытаний [12].

А.Н. Колмогоров писал об особой значимости свойства независимости для возникновения, становления теории вероятностей и для ее отделимости от теории меры, однако, по его мнению, в рамках математики невозможно определить условия, при которых целесообразно использование моделей независимых экспериментов [3]. А.Н. Колмогоров предполагал, что эта проблема скорее относится к философии естествознания [3]. Возникает вопрос: имеются ли в философии ресурсы для развития понятия независимости? По на-

шему мнению, причинные отношения являются естественным инструментом для исследования независимости. Действительно, если *A* причина *B*, то *A* не зависит от *B*. Это элементарный ход, а более серьезный подход к описанию независимости в рамках причинных отношений был предложен Г. Рейхенбахом, сформулировавшим принцип общей причины. Согласно этому принципу, если любые два события *A* и *B* связаны, то либо *A* – причина *B*, либо *B* – причина – А. Однако если это не так, то существует событие *C*, которое является их общей причиной, при этом *A* и *B* становятся независимыми.

Известно, что в анализе данных причинные отношения не так часто используются, поскольку не любые положения дел допускают причинные формализации. Однако для того чтобы понять потенциальную значимость причинных отношений, предположим, что для исследуемой проблемы в рамках анализа данных получено формальное описание с помощью причинных отношений. Дело в том, что причинные отношения имеют теоретический статус, поэтому если данные в рамках причинных отношений оказываются независимыми, тогда нет необходимости в верификации независимости при получении новых данных, если причины, влияющие на появление этих данных, остались прежними.

Теперь для демонстрации значимости причинных отношений в науке обратимся к искусственному интеллекту. Действительно, в области искусственного интеллекта используются философские концепции для различных целей. Например, принцип общей причины в ряде приложений играет техническую роль для получения независимых переменных. В то же время в некоторых системах искусственного интеллекта, например в байесовских сетях, по мнению их разработчиков, в частности Дж. Перла, причинные интерпретации играют сущностную роль. Перл отмечает три фактора, которые препятствуют достижению компьютерными программами уровня интеллекта, сопоставимого с интеллектом человека: отсутствие адаптивности, отсутствие умения объяснять полученные предсказания и отсутствие понимания причинно-следственных связей (См.: [10; 11]). Он пишет: «Этот признак человеческого познания, на мой взгляд, является необходимой (хотя и недостаточной) составляющей для достижения интеллекта человеческого уровня» [11, p. 54]. Отметим, что чем больше философских концепций используют исследователи, которые не являются философами, тем больше создается потенциальных условий для работы философов в науке, так как не-

философы далеко не всегда осваивают философский аппарат на должном уровне.

В концепции Перла причинные отношения используются как для решения проблем обучения программ, так и для исследования сложных проблем анализа данных, в частности проблемы рандомизации.

Рандомизация предполагает привлечение случайности. Концепция рандомизированных экспериментов была разработана Р. Фишером, и она была им применена при исследовании продуктивности удобрений в сельском хозяйстве [5]. Для чего используется рандомизация? Она используется для того, чтобы нивелировать влияние фоновых, искажающих факторов. В экспериментах Фишера факторами, вызывающими смещение, оказывались следующие фоновые положения дел: почва, дренаж, погода и т.д. Фишер пытался определить влияние удобрений на урожай при различных сочетаниях удобрений, дренажа, почв и т.д. В итоге на основе трудоемких экспериментов ему удавалось получить оптимальные сочетания удобрений и фоновых факторов. В какой-то момент Фишер понял, что почти оптимальные комбинации получаются при случайном выборе фоновых признаков.

Известно, что в современной математической статистике не изучаются причинные отношения, она ограничивается исследованием корреляций. В работе Дж. Перла приведено несколько аргументов, обосновывающих, что отсутствие причинных отношений оказывается препятствием для полноценного применения концепции рандомизации в анализе данных [10].

Для дальнейшего изложения полезно ввести определение искажающего фактора в духе Фишера, не использующее понятие «причина». Пусть изучается влияние фактора X на Y. Тогда фактор Z оказывается искажающим фактором, если выполняются три условия: во-первых, коррелируют Z и X; во-вторых, коррелируют Z и Y, причем Z связан с Y независимо от X; в-третьих, Z оказывается вне пути, связывающего X и Y. Отметим, что достаточно универсальным способом для устранения влияния искажающего фактора считается его учет. Например, если искажающим фактором оказывается возраст, то необходимо в экспериментах учесть весь диапазон возможных возрастов. Рассмотрим на примерах как адекватность этого определения, так и универсальность способа по устранению искажений.

Первый пример. Пусть фактор X влияет на Y через M, причем M влияет Z. Z оказывается вне пути, связывающего X и Y, кроме того,

Z связан с X и Y, причем обе эти связи оказываются независимыми друг от друга, поэтому Z по определению является искажающим фактором. Предположим, что для устранения влияния фактора Z используется его измерение. Действительно, если Z и X являются несвязанными, то учет возможных значений Z приводит к устранению искажений. Однако если Z и X оказываются связанными, тогда измерение Z приводит к неверному определению влияния X на Y. Получается, что или определение искажающего фактора оказывается не вполне корректным, или способ устранения искажающего фактора не вполне универсален.

Второй пример был рассмотрен в работе С. Гринлэнда и Дж. Робинса [6], где исследовалось влияние прививки на население на фоне искажающих факторов. В контексте влияния прививки население было разделено на четыре класса. Для первого выделенного класса было предложено название «безнадежные», потому что входившие в него пациенты умирали в любом случае, как получив прививку, так и отказавшись от нее. Соответственно, для второго выделенного класса было предложено название «вызывающая болезнь», так как входившие в него пациенты умирали от прививки и выживали, отказываясь от нее. Третьему классу дали название «превентивные»: входившие в него оставались живыми, получив прививку, и умирали, если отказывались от нее. Наконец, для четвертого класса предложили название «иммунные»: его представители оставались живыми в любом случае, как получив прививку, так и отказавшись от нее. Авторы этой работы показали, что для правильного определения влияния прививки необходимо, чтобы в тестируемой и контрольной группах было в процентном отношении одинаковое число участников из каждого выделенного класса. Отметим, что подавление влияния искажающих факторов не приводило к правильному определению влияния прививки, если не выполнялось требование о равенстве в процентном отношении для всех четырех классов пациентов как в тестируемой, так и в контрольной группе.

Оба рассмотренных примера показывают, что стратегия Фишера по определению искажающих факторов и их блокированию не оказывалась успешной. Поэтому вопрос об определении искажающих факторов и учете и нейтрализации их влияния оставался актуальным.

Перейдем к анализу работы Дж. Перла (в соавторстве с Д. Маккинзи), так как в ней предложено как операциональное определение искажающих факторов, так и конструктивное описание

их блокирования [11]. Перл использует формальный аппарат теории направленных графов. Граф представляет собой синтез двух множеств. Во-первых, это множество точек, это так называемые вершины графа, содержательно они представляют собой изучаемые положения дел. Во-вторых, это множество стрелок, так называемые ребра графа. Если ребро начинается от вершины *A* и стрелка входит в *B*, то естественно считать, что *A* – причина *B*. Направленные графы, по сути, являются причинными цепями.

Пусть задана причинная цепь, которая начинается от вершины *X* и заканчивается вершиной *Y*, и между ними есть несколько других вершин. Будем говорить, что *X* влияет на *Y*.

Перл определяет искажающие влияния посредством понятия «путь с черного хода». Путь с черного хода – это путь, идущий от *X* к *Y*, причем он начинается от некоторой вершины *Z*, которая непосредственно связана с *X*. Для того чтобы исключить влияние пути с черного хода, необходимо осуществить блокирование этого пути. Для описания блокирования имеет смысл разобраться с блокировкой простейших цепей, состоящих из трех вершин.

Пусть цепь состоит из трех вершин: *A*, *B* и *C*. Рассмотрим возможные способы связи для этих вершин:

1) $A \rightarrow B \rightarrow C$. Это цепное соединение, здесь блокировка *B* приводит к изоляции *A* от *C*, и наоборот;

2) $A \leftarrow B \rightarrow C$. Это соединение называется вилкой. Аналогично предыдущему случаю здесь блокировка B приводит к разъединению *A* и *C*;

3) $A \rightarrow B \leftarrow C$. Это соединение называется коллайдером. Здесь контроль за *B* инициирует связь *A* и *C*, и наоборот, если *B* не контролируется, то *A* и *C* оказываются независимыми.

Отметим, что на основе правил для разблокирования простейших цепей осуществляется разблокирование сложных цепей.

В чем состоит различие концепций Перла и Фишера в контексте рандомизации? Оно состоит в том, что в концепции рандомизации Фишера и его последователей способы определения искажающих факторов относятся скорее к искусству, чем к науке. В то же время в причинной концепции Перла сформулировано операциональное определение искажающих факторов и предлагаются рациональные подходы к их блокированию.

* * *

На примере причинных отношений показана значимость философских концепций в науке. Во-первых, в психологии развития обосновано, что совсем маленькие дети отличают причинные отношения от других, некаузальных отношений [7]. Тогда в силу вполне аргументированной гипотезы об определенной аналогии процессов развития программ и детей концепция Перла о значимости познания причинных отношений в процессе обучения программ интуитивно представляется вполне корректной и обоснованной. Во-вторых, исследования в области искусственного интеллекта, в частности обучение программ причинным отношениям, явились предпосылкой для переосмысления проблемы рандомизации. Создатель концепции рандомизации Фишер и его последователи определяли искажающие факторы на основе здравого смысла, тогда как Перл не мог опираться на «здравый смысл» программ и предложил операциональное определение искажающих факторов. В-третьих, если изучаемые данные допускают описание с помощью причинных отношений, тогда становится менее трудоемкой верификация условий применения методов математической статистики с целью анализа этих данных. В-четвертых, обоснована значимость участия в исследованиях философов, владеющих научными методами в области анализа данных и искусственного интеллекта, в качестве критиков недостатков статистических методов и консультантов по корректному применению причинных концепций.

Литература

1. *Блехман И.И., Мышкис А.Д., Пановко Я.Г.* Прикладная математика: предмет, логика, особенности подходов. М.: УРСС, 2018.

2. *Вайнберг С.* Мечты об окончательной теории. М.: Едиториал УРСС, 2004.

3. *Колмогоров А.Н.* Основные понятия теории вероятностей. М.: Наука, 1974.

4. *Крамер Г.* Математические методы статистики. М: Мир, 1975.

5. *Маркова Е.В., Маслак А.А.* Рандомизация и статистический вывод. М.: Финансы и статистика, 1986.

6. *Greenland S., Robins J.* Identifiability, exchangeability and epidemiological confounding // International Journal of Epidemiology. 1986. Vol. 15, No. 3. P. 413–419.

7. *Gurol I.* Three dogmas of humean causation // Stochastic Causality / Ed. by M. Galavotti, P. Suppes, D. Costantini. Stanford: CSLI Publications, 2001. P. 85–101.

8. *Hacking I.* Representing and Intervening. Cambridge University Press, 1983.

9. *Norton J.* How Hume and Mach helped Einstein find special relativity // Discourse on a New Method / Ed.by M. Domsky, M. Dicrson. Chicago: Open Court, 2010. P. 359–386.

10. *Pearl J.* The seven tools of causal inference, with reflections on machine learning // Communications of the ACM. 2019. Vol. 62, No. 3. P. 54–60.

11. *Pearl J., Mackenzie D.* The Book of Why. N.Y.: Basic Books, 2018.

12. *Shafer G., Vovk V.* The sources of Kolmogorov's Grundbegriffe // Statistical Science. 2006. Vol. 21, No. 1. P. 70–98.

References

1. *Blekhman, I.I., A.D. Myshkis & Ya.G. Panovko.* (2018). Prikladnaya matematika: predmet, logika, osobennosti podkhodov [Applied Mathematics: the Subject, Logic, Especially Approach]. Moscow, URSS Publ.

2. *Weinberg, S.* (2004). Mechty ob okonchatelnoy teorii [Dreams of a Final Theory]. Moscow, URSS Publ. (In Russ.).

3. *Kolmogorov, A.N.* (1974). Osnovnye ponyatiya teorii veroyatnostey. [Foundations of the Theory of Probability]. Moscow, Nauka Publ.

4. *Cramer, H.* (1975). Matematicheskie metody statistiki [Mathematical Methods of Statistics]. Moscow, Mir Publ. (In Russ.).

5. *Markova, E.V. & A.A. Maslak.* (1986). Randomizatsiya i statisticheskiy vyvod [Randomization and Statistical Inference]. Moscow, Financy i Statistika Publ.

6. *Greenland, S. & J. Robins.* (1986). Identifiability, exchangeability and epidemiological confounding. International Journal of Epidemiology, Vol. 15, No. 3, 413–419.

7. *Gurol, I.* (2001). Three dogmas of humean causation. In: Galavotti, M., P. Suppes & D. Costantini (Eds.). Stochastic Causality. Stanford, CSLI Publications, 85–101.

8. *Hacking, I.* (1983). Representing and Intervening. Cambridge University Press.

9. *Norton, J.* (2010). How Hume and Mach helped Einstein find special relativity. In: Domsky, M. & M. Dicrson (Eds.). Discourse on a New Method. Chicago, Open Court, 359–386.

10. *Pearl, J.* (2019). The seven tools of causal inference, with reflections on machine learning. Communications of the ACM, Vol. 62, No.3, 54–60.

11. *Pearl, J. & D. Mackenzie.* (2018). The Book of Why. New York, Basic Books.

12. *Shafer, G. & V. Vovk.* (2006). The sources of Kolmogorov's Grundbegriffe. Statistical Science, Vol. 21, No. 1, 70–98

Информация об авторе

Резников Владимир Моисеевич.– Институт философии и права СО РАН (630090, Новосибирск, ул. Николаева, 8);

Новосибирский национальный исследовательский государственный университет (630090, Новосибирск, ул. Пирогова, 2).

mathphil1976@gmail.com)

Information about the author

Reznikov, Vladimir Moiseevich. – Institute of Philosophy and Law, Siberian Branck of the Russian Acsdemy of Sciences (8, Nikolaev st., Novosibirsk, 630090, Pussia);

Novosibirsk National Research State University (2, Pirogov st., Novosibirsk, 630090, Russia).

Дата поступления 06.09.2023