УДК 004.273

Введение в теорию принятия решений на основе интеллектуальной аналитики данных

Introduction to the theory of decision-making based on intelligent data analytics

Комашинский / Komashinsky V.

Владимир Ильич

(kama54@rambler.ru)

доктор технических наук, доцент.

ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный иниверситет телекомминикаций

им. проф. М. А. Бонч-Бруевича» (СПбГУТ), профессор кафедры интеллектуальных систем

автоматического управления.

г. Санкт-Петербург

Иванов / Ivanov A.

Александр Юрьевич

(alexandr.y@mail.ru)

доктор технических наук, профессор.

ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный

морской технический университет»,

профессор кафедры систем автоматического

управления и бортовой вычислительной техники.

г. Санкт-Петербург

Ткачев / Tkachev D.

Дмитрий Федорович

(dimas.portnoy@inbox.ru)

кандидат технических наук.

ФГКВОУ ВО «Военная академия связи

им. Маршала Советского Союза

С. М. Буденного» (ВАС им. С. М. Буденного) МО РФ,

начальник отдела НИЦ.

г. Санкт-Петербург

Татаринов / Tatarinov V.

Владимир Иннокентьевич

(tatar271@mail.ru)

ВАС им. С. М. Буденного,

адъюнкт НИЦ.

г. Санкт-Петербург

Ключевые слова: принятие решения – decision making; интеллектуальная аналитика данных – intelligent data analytics; искусственный интеллект – artificial intelligence; лицо, принимающее решение – decision maker.

Принятие решений было и остается важным процессом как деятельности обычных людей, так и специалистов в различных сферах, организаций и общества в целом. Тем не менее традиционная теория принятия решений требует дальнейшего развития с учетом новейших достижений в области информационных технологий, больших данных, аналитики, машинного обучения и алгоритмических решений. Поэтому сегодня обозначилась необходимость в реформировании теории принятия решений таким образом, чтобы она охватывала новые научные и практические направления. В статье рассматриваются современные подходы к теории принятия решений, основанной на интеллектуальной аналитике данных, которая расширяет классическую теорию принятия решений.

Decision-making has been and remains an important process for both ordinary people and specialists in various fields, organizations and society as a whole. Nevertheless, the traditional theory of decision-making requires further development, taking into account the latest achievements in the field of information technology, big data, analytics, machine learning and algorithmic solutions. Therefore, today there is a need to reform the theory of decision-making in such a way that it covers new scientific and practical directions. The article discusses modern approaches to the theory of decision-making based on intelligent data analytics, which extends the classical theory of decision-making.

Введение

эффективности и конкурентоспособности. Различные успехи и неудачи на протяжении многих лет часто достичь оптимального решения, никогда не перепредписывались одному судьбоносному решению. ставали привлекать интерес ученых. Это привело к

психологические и интеллектуальные характеристики субъектов принятия решений, как протекали процессы Решения всегда были основой организационной принятия решений, какие методы и приемы использовались при принятии решений, возможно ли вообще Вопросы о том, как принимались решения, каковы появлению множества исследований в области теории

принятия решений на протяжении всего двадцатого века. Сближение интеллектуальных дисциплин, таких как математика, кибернетика, теория систем, социология, психология, экономика и политическая наука, призвало ученых задуматься и о том, как можно объяснить и улучшить принятие решений. Исследования организационного поведения, рисков, неопределенности, сложности, рациональности, оптимизации, вспомогательных средств принятия решений и инструментов поддержки принятия решений и т. д., совместно с более тонким пониманием человеческого поведения и достижениями в области технологий, которые поддерживают и имитируют когнитивные процессы, привели к существенному улучшению принятия решений во многих ситуациях [1]. Возрастающая эффективность использования больших данных и растущий интерес к аналитике больших данных также добавили ажиотажа, обещая улучшенное принятие решений за счет использования возможностей людей и машин, а также их совместного взаимодействия [2, 3]. Кроме того, расширяющееся взаимодействие систем, поддерживаемых искусственным интеллектом (ИИ), и лиц, принимающих решения (ЛПР), еще больше повышает интерес к синергетическому расширению их интеллекта и возможностей, что привело к повышению значимости интеллектуального анализа данных и, следовательно, к поддержке и улучшению процесса принятия решений и его результата [4]. В последнее время наблюдается появление новых подходов к поддержке ЛПР, включая технологии полной автоматизации процессов принятия решений, и зависимость успешности организаций от новейших технологий принятия решений.

Вместе с тем, несмотря на растущий объем данных, инструментов и идей, ЛПР по-прежнему не в полной мере используют возможности современных технологий, что объясняется отсутствием научно-обоснованных новых принципов и процессов, требующих проведения дальнейших исследований [5, 6].

Фундаментальные ограничения естественного интеллекта в контексте принятия решений

По мере того, как машины начинают превосходить людей в увеличивающемся количестве задач, естественно задаться вопросом: в чем уникальность человеческого интеллекта? Исторически сложилось так, что изначально это был вопрос, который задают при сравнении людей с другими живыми существами. Классический ответ (от Аристотеля) состоит в том, чтобы рассматривать людей как «разумных живых существ», живых существ, которые мыслят [7]. Более современный анализ человеческой уникальности подчеркивает «когнитивную нишу», которую заполняют люди, способные использовать свой разум, чтобы перехитрить биологическую защиту своих конкурентов, способность накапливать знания и обмениваться ими между собой и поколениями таким образом, чтобы это позволяло жить в необычайно разнообразных средах [8-10]. Все задачи принятия решений человека имеют три важные характеристики:

1. При принятии решений людьми время практически всегда лимитировано. Природа может предоставить только ограниченные возможности для изучения поведения и принятия решений, имеющих отношение



 $Puc.\ 1.\ Объемы\ вычислительных\ задач,\ c\ которыми\ могут\ столкнуться\ люди\ u\ машины\ в\ процессе\ принятия\ решений$

к выживанию, а продолжительность человеческой жизни накладывает верхнюю границу на объем доступных данных.

- 2. Люди способны выполнять ограниченный объем вычислений. У каждого человека есть один мыслительный орган (мозг) с фиксированными вычислительными возможностями.
- 3. Человеческий разум имеет ограничения относительно совместного решения сложных задач. У людей нет возможности напрямую предоставлять и получать возможности мозга друг другу и распараллелено совместно решать задачи принятия решений в реальном масштабе времени.

Ограничения, налагаемые этими характеристиками, комплексируются: ограниченное время усиливает эффект ограниченных вычислений, а ограниченная связь затрудняет использование большего объема вычислителей.

Хотя эти же ограничения применимы к познанию у всех живых существ, а не только у людей, следует отметить, что перечисленные ограничения не являются свойственными для всех интеллектуальных систем. Недавние достижения в области ИИ были обусловлены экспоненциальным увеличением объема вычислений, используемых для принятия решений, и для систем ИИ обычным делом является использование опыта, эквивалентного многим человеческим поколениям. Результаты обучения в одной системе могут быть скопированы непосредственно в другую, что позволяет обучать одну систему с помощью опыта, приобретенного параллельно. Таким образом, каждая из этих трех характеристик человеческих проблем отражает ограничения, свойственные человеку, и расширенные возможности ИИ (рис. 1).

В результате ограниченного времени, объема вычислений и связей человеческий разум имеет возможность решать только часть проблем, которые являются подмножеством тех, с которыми потенциально могут справляться системы ИИ. Кроме того, люди часто сталкиваются с двумя видами проблем, которые требуют ресурсов, выходящих за рамки ограничений индивидуума: вывод и оптимизация. Умозаключение, попытка узнать истину об одном аспекте мира требует агрегирования данных, выходящих за рамки опыта одного человека. Примером может служить наука: ни один человек не имеет личного опыта всей истории экспериментальных работ в исследуемой области, поэтому разработка механизмов, которые позволят агрегировать знания, будет способствовать повышению эффективности проведения научных исследований. мится дать рекомендации о том, что ЛПР должны Оптимизация как попытка принять лучшее решение проблемы зачастую требует задействования вычислительных ресурсов, превосходящих те, которыми обладает отдельный человеческий разум. Примером может служить технологическое развитие: каждая технология конвергирует инновации, сделанные

показали недавние исследования [11], повышение эффективности принятия решений предполагает, что люди и машины не только работают вместе, но и учатся друг у друга, т. е. обмениваются возрастающими знаниями друг с другом на основе цифровых данных и человеческого опыта, а также совместно используют данные, технологии и алгоритмы. Все это потребует значительных усилий, а также проведения исследований процессов взаимодействия человека и машины в зависимости от сценария и типа принимаемых решений. Важно отметить, что до последнего времени проводились исследования отдельных концепций и явлений принятия решений на основе данных, при этом всеобъемлющая теория, которая основывается на научно-обоснованных принципах классической теории принятия решений, охватывая и фиксируя взаимосвязь между всеми элементами, не была предложена. Таким образом, существует явная необходимость адаптации традиционной теории к современным подходам принятия решений на основе данных. Иными словами, существует необходимость ответить на вопрос: «Что нужно добавить к классической теории принятия решений, чтобы повысить качество принятия решений на основе данных и интеллектуальной аналитики?»

Теории принятия решений

Традиционные теории, лежащие в основе принятия решений, в значительной степени сосредоточены на рациональном принятии решений [12]. Это систематическое исследование целенаправленного, неслучайного поведения и действий ЛПР в событиях или условиях, когда могут быть выбраны различные варианты или направления действий [13]. Следовательно, проблема принятия решений - это ситуация, в которой ЛПР осуществляет выбор из набора альтернативных действий, на которые влияют события, происходящие вне контроля ЛПР, и, соответственно, приводят к различным результатам с положительными или отрицательными последствиями [12]. Соответственно, теория принятия решений обычно фокусируется на результатах решений, оцениваемых по заранее определенным критериям, или на рациональности средств и целей [14].

Кроме того, теории принятия решений традиционно рассматриваются как нормативные или описательные.

Нормативная теория принятия решений стределать [12]. Соответственно, нормативная теория принятия решений - это теория о том, как должны приниматься решения, или о предпосылках, которые должны существовать для достижения рационального принятия решений [12].

Описательная теория принятия решений - это множеством разных людей в разных областях. Как эмпирическая дисциплина, которая стремится объяс-

нить и предсказать, как люди в действительности принимают решения. Отправной точкой для описательной теории принятия решений стали эмпирические эксперименты, в которых было показано, что поведение людей несовместимо с нормативными теориями. Описательная теория принятия решений также предполагает, что решения в реальной жизни могут быть как нерациональными, так и рациональными [15]. Таким образом, описательная и нормативная теории принятия решений являются двумя отдельными областями, которые могут применяться как взаимосвязано, так и по отдельности [12].

С появлением искусственного интеллекта новые исследования были направлены на расширение принципов традиционных теорий принятия решений на основе применения теории информации, теории игр, теории систем и т. д. применительно к «интеллектуальным» агентам и машинам. Основное внимание уделялось процессам принятия решений машинами и тому, как их можно «обучить» или «научить решать». Ранние взгляды на применение искусственного интеллекта в целях принятия решений заключались в том, что программы человеческого мышления и компьютерные программы были похожи, они сканировали данные на наличие шаблонов, сохраняли шаблоны в памяти, а затем применяли шаблоны для вывода или экстраполяции. Следовательно, некоторые программы могут воспроизводить или даже превосходить человеческие способности к принятию решений или решению проблем [16]. Кроме того, классические теории принятия решений опираются на численное представление процесса принятия решений, требование численных концепций, иногда слишком сложных для применения в реальной жизни. Это мотивировало работу над различными структурами и функциями ИИ и привело к сосредоточению внимания на качественном представлении процесса принятия решений или качественных теориях принятия решений [17]. Качественные теории принятия решений направ-

автоматизации путем разработки качественных и гибридных представлений и процедур, которые дополняют и улучшают способность количественных теорий принятия решений.

При традиционном подходе в зависимости от сложности проблемы процессы принятия решений могут быть структурированными или неструктурированными [18]. Структурированный подход принятия решений (рис. 2) является последовательным и включает в себя сбор контекстных данных и информации, имеющей отношение к решению, в процессе проектирования решений осуществляется синтез и анализ альтернатив, для того чтобы определить возможные результаты и оценить последствия применения каждой альтернативы, насколько они будут соответствовать целям. Наконец, делается выбор между возможными альтернативами [19, 20]. Очевидно, что правильный выбор будет сделать труднее, если пренебречь одним из перечисленных этапов.

С другой стороны, неструктурированные подходы относятся к процессам принятия решений, с которыми ранее не сталкивались и для которых не существует заранее определенного и явного набора упорядоченных ответов. Иными словами, принятие решений не всегда является линейным процессом, в этом случае рациональный процесс принятия решений является итеративным и определяется следующим образом: собрать описательную информацию и данные, диагностировать, спроектировать, решить. Основная цель принятия решений состоит в том, чтобы быть рациональным, собирая соответствующую информацию о проблеме или вопросах, требующих исследования, с последующим генерированием всех возможных альтернатив и изучением последствий применения каждой из них, завершая выбор оптимальной альтернативы. Более того, в тех случаях, когда проблемы принятия решений являются расплывчатыми, неопределенными и нечеткими, или если для них не существует заранее определены на то, чтобы обеспечить лучшую поддержку ленного процесса и оптимального решения, чело-

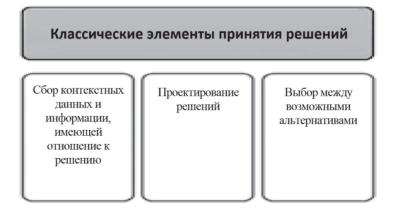


Рис. 2. Традиционный подход к принятию решений

веческая интуиция, опыт и суждение могут стать основой для принятия решений. Соответственно, принятие решений не всегда следует четко структурированным или заранее определенным этапам, а скорее может основываться на сочетании данных, опыта и интуиции.

Лицо, принимающее решения

Лицо, принимающее решения — это субъект, который применяет процесс принятия решений для генерации решения. ЛПР должно иметь полную и актуальную информацию на которой можно основывать решение. Существует утверждение [21], что ЛПР не могут быть рациональными, поскольку они не имеют совершенного контроля над факторами окружающей среды, а также над своими умственными способностями. Поэтому, из-за несоответствия между сложностью мира и пригодностью вычислительных возможностей человека, ограничения человеческой рациональности и вычислений будут продолжать существовать даже в эпоху компьютеров [22].

Следовательно, термин «ограниченная рациональность» использовался для определения предположения о том, что рациональность у людей, по крайней мере в некоторых важных отношениях, ограничена человеческими вычислительными возможностями [21]. Когда ЛПР сталкивается с выбором, то обычно сосредотачивается на первом решении, которое считается удовлетворительным, и не пытается достичь оптимального решения. Кроме того, традиционная теория принятия решений предполагает, что ЛПР всегда знают проблему, что они могут сформулировать проблему как проблему эффективности или результативности, и что у них есть необходимая информация и ресурсы, чтобы всегда находить решение. Однако это не всегда соответствует действительности. Таким образом, ЛПР не всегда имеют точные представления о своей проблеме и часто формулируют ее как поиск удовлетворительного компромисса, при этом решение проблемы всегда ограничено временем и доступными ресурсами. Следовательно, человек, хорошо принимающий решения, должен уметь действовать, используя любой из известных и доступных ему процессов принятия решений в зависимости от ситуации. Более того, классическая теория предполагает, что ЛПР осуществляет выбор между фиксированными и известными альтернативами, каждая из которых имеет предсказуемые последствия. Однако реально в процессе выбора не все альтернативы заданы, скорее, они должны быть найдены, а определение последствий является утомительной и трудной задачей, тем более что информация ЛПР об окружающей среде намного меньше, чем фактическое состояние окружающей среды [21]. Поэтому компьютеры, которые для решения проблем используют эвристики, анализ средств и целей, подобно людям, можно рассматри-

вать как «мыслящие» и демонстрирующие интеллект или поведение, соответствующее цели и адаптирующееся к окружающей среде. Такой ИИ фактически способен усиливать возможности ЛПР, данные им от природы. Тем не менее, люди и машины — это не одно и то же, и роль человека, принимающего решения, остается прежней.

Решения

Решение является результатом того, как ЛПР проводит процесс принятия решений и выбирает наилучшую альтернативу. Однако, поскольку ЛПР имеет ограниченные природой когнитивные способности, ограниченное время на принятие решения, неполные знания о внешних факторах (рис. 1), то оптимальное решение не всегда может быть достигнуто. Иными словами, ЛПР часто строят упрощенные модели и ищут удовлетворительное или достаточно хорошее решение. Такие решения описываются как «удовлетворительные» [22]. Соответственно, исследователи продолжают искать пути достижения или, по крайней мере, приближения к достижению не всегда возможного оптимального решения.

Еще одной важной характеристикой решения является его качество. Качество решения включает в себя своевременность, точность и правильность [23]. Кроме того, для количественных решений достоверность и надежность также считаются качественными характеристиками. Современные исследования об использовании данных показывают, что качество данных существенно влияет на качество принятия решений. Кроме того, качество принятия решений зависит не только от самих данных, но и от процесса сбора данных и способа их обработки.

Таким образом, по мере развития технологий способы принятия решений претерпели значительные изменения, начиная с применения исключительно человеческого разума, через использование вспомогательных вычислительных мощностей и простого компьютерного анализа и до полного использования машин и алгоритмов для автоматизации принятия решений или использования интеллектуальной аналитики с целью извлечения скрытых возможностей из огромных объемов данных, понимания того, что раньше не могло быть воспринято. В целом в состязательных условиях отказ от применения при принятии решений современных эффективных методов интеллектуальной аналитики данных ведет к снижению конкурентоспособности.

Принятие решений на основе интеллектуальной аналитики данных

Важнейшая концепция, пришедшая из традиционных подходов к принятию решений, о том, что «информация является основным вкладом в принятие

решений», остается фундаментальной [24]. Однако имеющаяся информация неизбежно накапливается на протяжении многих лет и продолжает ускоренно накапливаться. Учитывая неизменные возможности людей, данные им от природы, осуществлять сбор, запоминание и обработку информации, необходимой для принятия ряда решений, усредненное качество решений длительное время оставалось практически постоянным. Появление вычислительных машин привело не только к ускорению процессов обработки данных, но и к быстрому росту их объемов и появлению понятия «больших данных». Также появились концепции принятия решений на основе интеллектуальной аналитики данных, обеспечивающей принятие более обоснованных решений, подкрепленных фактами и данными.

Большие данные

Прежде всего следует отметить, что большие данные - это данные, которые не могут быть обработаны с использованием традиционных инструментов и методов из-за их большого объема, разнообразия, скорости, ценности и достоверности [25]. Объем это размер или количество данных, в то время как разнообразие относится к различным типам данных, собранных из структурированных и неструктурированных источников. Скорость означает скорость сбора, обработки или обновления и анализа данных. С другой стороны, ценность относится к стратегическим и информационным преимуществам больших данных, а достоверность представляет собой надежность источников данных. В последние годы также были добавлены вариативность и визуализация. дительность, улучшая процесс принятия решений Изменчивость относится к тому, как идеи посто- и приводя к более качественным и более обосно-

информации, или по мере того, как добавление новых данных меняет результат. Наконец, визуализация это осмысленное представление данных, скрытых закономерностей и тенденций [26].

Традиционные инструменты не способны решить проблемы масштабируемости, адаптивности и удобства использования, необходимые для больших данных. Это связано с тем, что технологии больших данных включают в себя не только способность обрабатывать большие объемы данных, но и представляют собой широкий спектр аналитических возможностей. Все это позволяет автоматизировать действия в режиме реального времени и принимать решения в течение короткого времени. Следовательно, требуются новые технологии обработки данных в интересах обеспечения более эффективного принятия решений, обнаружения идей и оптимизацию процессов. Существуют и другие определения больших данных, например, большие данные определяются как крупномасштабные данные от различных источников, имеющие разнородные структуры, которые предназначены для решения организационных или социальных проблем и не могут быть обработаны традиционными методами. Из-за разнородных и автономных ресурсов, сложных и динамичных отношений, разнообразия измерений и размеров, большие данные выходят за рамки возможностей обычных инструментов или процессов для эффективного их сбора, хранения, управления, анализа или использования. Вместе с тем большие данные могут иметь значительную ценность, делая информацию более прозрачной, полезной и пригодной для использования, улучшая за счет этого разработку новых продуктов и услуг, повышая произвоянно меняются по мере изменения интерпретации ванным управленческим действиям. Однако для



Рис. 3. Типы аналитик данных

сбора, анализа, связывания и сравнения больших данных требуются надлежащие технологии, вычислительная мощность и алгоритмическая точность. Простое обладание большими данными не создает устойчивого конкурентного преимущества, дополнительно требуются способности собирать структурированные и неструктурированные данные, анализировать огромные объемы таких данных и использовать идеи для принятия обоснованных решений. Кроме того, различные данные могут поступать из разных источников и устройств, при этом скорость и объем поступающих данных в значительной степени колеблются, что требует использования широкого класса аналитик для повышения функциональной гибкости. Помимо прочего, когда данные создаются с высокой скоростью и поступают из разрозненных источников, они часто содержат шумы, смещения, выбросы и аномалии, которые необходимо очистить и обработать, прежде чем использовать для улучшения принятия решений. Однако из-за сложности анализа больших данных необходимо сделать революционные шаги для перехода к новым технологиям анализа ланных.

Аналитика данных

Аналитика данных использует данные для количественного и/или качественного их анализа, чтобы помочь лучше понять текущее состояние интересующего процесса или сложной системы (обнаружение знаний) и своевременно принимать решения. Аналитика данных включает в себя несколько дисциплин, в частности, математику и статистику, машинное принятые решения являются «оптимальными» по обучение, распознавание образов, визуализацию

данных и т. д. По своей природе аналитика данных (рис. 3) может быть описательной, диагностической, прогностической и предписывающей [27].

Описательная и диагностическая аналитики детализируют прошлые или текущие данные, чтобы выявить тенденции или закономерности для поддержки управленческих решений.

Прогнозная аналитика поддерживает решения и стратегии, собирая исторические данные, прогнозируя и моделируя для оценки возможных будущих ситуаций.

Предписывающая аналитика основана на применении описательного, диагностического и прогнозного анализа данных и использует методы искусственного интеллекта, который формирует набор потенциальных действий с учетом правил, ограничений, пороговых значений, рисков и неопределенности. Предписывающая аналитика обеспечивает наиболее конкретную поддержку принятия решений, и учитывая, что проводится последовательно (рис. 4), начиная с исторического анализа (описательного и диагностического) к прогнозной и предписывающей аналитике, она позволяет существенно повысить релевантность аналитики для принятия решений. Описательная и предиктивная аналитика в первую очередь способствует обнаружению знаний, тем самым добавляя их к общему пулу знаний, доступных для принятия решений. Предписывающая аналитика обеспечивает прямую поддержку принятия решений и даже может принимать автоматические решения без вмешательства человека.

Однако аналитика не может гарантировать, что многим причинам, в том числе:



Рис. 4. Предписывающая аналитика основана на применении описательного, диагностического и прогнозного анализа данных

- аналитические результаты могут неверно интерпретироваться при принятии решений (особенно результаты описательной и прогнозной аналитики);
- аналитические модели никогда не являются идеальным представлением реальности, не говоря уже о будущем;
- цели в задачах принятия решений бывают неясны или противоречат друг другу;
- аналитические алгоритмы могут использоваться ненадлежащим образом и т. д.

Самое важное условие для получения положительного эффекта от аналитики заключается в том, что ЛПР должны фактически «слушать» аналитику, т. е. включать описательные и прогностические идеи в свои решения, действовать в соответствии с предписывающей аналитикой или позволять последней принимать решения автоматически.

Аналитика больших данных отличается от обычной аналитики данных, поскольку аналитические алгоритмы изменяются, чтобы иметь возможность работать с большим объемом, разнообразием и скоростью данных. Аналитика больших данных применяет новые научные методы для решения проблем, которые ранее было невозможно решить, потому что не существовало ни данных, ни аналитических инструментов. Аналитика больших данных включает в себя не только традиционный статистический анализ на основе гипотез, но также машинное обучение, прогнозное моделирование, более быстрые инструменты обработки, высокопроизводительные аналитические среды и визуальную аналитику.

Аналитика на выборках больших данных может помочь выявить и использовать изменения в управляемых разнородных системах. Соответственно, процесс принятия решений может быть существенно улучшен с помощью сложных аналитических материалов и ценных идей, которые могут быть извлечены, а в противном случае остались бы скрытыми. Аналитика больших данных может быть представлена как технологическая экосистема, которая помогает извлекать знания из данных в интерпретируемой и подходящей форме и приводит к лучшему принятию решений и обоснованию решений. В настоящее время существует четыре основных подхода к принятию решений с помощью аналитики больших данных, использующие возможности машин, людей и их комбинированное взаимодействие. Этими подходами являются наблюдение, интерпретация, оценка и принятие решений. Наблюдение за большими данными предусматривает агрегирование, интеграцию и изучение данных. Интерпретация наборов данных обеспечивает лучшее понимание и решение сложных проблем при наличии разнообразных источников информации. Оценка данных для получения информации требует обработки огромных объемов данных в течение короткого периода времени, а также предусматривает эффективный анализ данных для того, чтобы оценка была

достоверной и точной. Наконец, решение принимается на основе проанализированных данных. Соответственно, аналитику больших данных не следует рассматривать как синоним классических аналитических методов и приемов, выполняемых на основе данных, собранных с помощью традиционных средств и источников. Решения, принимаемые с использованием аналитики больших данных, определяются как решения, основанные на данных, фактах, с применением искусственного интеллекта, алгоритмическом или автоматизированном принятии решений, поскольку задача принятия решений делегируется — частично или полностью — машинам, полагающимся на аналитику.

Элементы принятия решений на основе данных

Принятие решений на основе данных относится к систематическому сбору, анализу, изучению и интерпретации данных, на основе применения методов и приемов аналитики или машинного обучения.

Процесс принятия решений на основе данных начинается с выявления проблем и возможностей с последующим определением стратегических целей и критериев успеха, за которыми следует разработка и оценка альтернатив, и, наконец, определение приоритетов и выбор одной или нескольких из этих альтернатив. Тем не менее на каждом этапе технологии больших данных аналитика и машины имеют важное значение, поскольку они обеспечивают эффективный сбор, интеграцию и анализ данных, что, в свою очередь, повышает точность и полноту рационального анализа и окончательного решения. Кроме того, анализ больших объемов данных, как внутренних, так и внешних, может создать описательную ценность путем обобщения данных и описания текущих или исторических событий, прогностическую ценность посредством прогнозов о будущем на основе исторических данных и/или предписывающую ценность, предлагая оптимизированные направления действий и описания последствий [28]. Многократно показано, что принятие решений на основе данных приводит к более обоснованным и качественным результатам, поскольку больше данных, больше знаний, более точная аналитика взаимосвязей между переменными и полученной информации способствуют повышению качества решений [23].

Кроме того, принятие решений на основе данных может помочь решить проблемы ограниченной рациональности, которые относятся к ограничениям когнитивных возможностей человеческого разума, а также к отсутствию доступной информации или неспособности обрабатывать огромные объемы такой информации в интересах достижения оптимального решения. Аналитика не всегда принимает стратегические или высокоуровневые решения, чаще она позволяет полу-

ИНФОРМАЦИЯ и КОСМОС №3



чить атомарные решения, которые расставляют приоритеты, классифицируют, связывают и фильтруют, эти результаты могут быть использованы в качестве входных данных для лиц, принимающих решения, в интересах принятия более эффективных решений на основе доступности вновь обретенной информации и отношений [29]. Более того, если лица, принимающие решения, будут действовать в соответствии с рекомендациями, то аналитика и компьютеризированная поддержка принятия решений потенциально могут помочь людям сделать рациональный выбор, который с большей вероятностью приведет к достижению цели и хорошим результатам [29].

Таким образом, принятие решений, основанных на данных, строится на данных и их аналитике наряду с тремя ранее рассмотренными элементами классического принятия решений, и, соответственно, возникают важные вопросы и соображения, такие как степень взаимодействия, подотчетность, прозрачность, оценки, объяснимость и т. д. Это основные вопросы, которые должны быть разработаны в современной теории принятия решений, основанных на данных. Несмотря на то, что суть решений, принимаемых на основе данных, базируется на классической теории принятия решений, время и практика требует новых подходов к теории в интересах успешного развития этой области (рис. 5).

Теории, методы и практики направляли научные исследования на протяжении многих веков. Хотя большинство из них по-прежнему используются и доказали свою эмпирическую успешность и достаточность в различных обстоятельствах, многие нуждаются в обновлении или развитии, чтобы приспособиться к новым технологиям и разработкам. С появлением переизбытка данных и развитием методов анализа позволяют выявлять закономерности, тенденции и данных формирование качественной информации и корреляции, которые могут быть неочевидны для

знаний больше не является результатом фильтрации, это скорее процесс открытия нового путем сочетания аналитики, визуализации и критического мышления.

Традиционная теория принятия решений в настоящее время стала ограниченной и не соответствует стандартам эффективного представления и рассуждения о решениях, которые включают в себя широкие знания о мире, а также полное понимание хода принятия решений, понятных для лиц, принимающих эти решения. Все это ограничивает использование традиционных теорий принятия решений для интеллектуализации, алгоритмизации и автономизации решений. Поскольку общая цель принятия решений на основе интеллектуальной аналитики данных состоит в том, чтобы улучшить процесс принятия решений путем выявления скрытых закономерностей и знаний, в настоящее время она стала ключевым элементом в организационном или стратегическом принятии решений.

Соответственно, большие данные и аналитика должны иметь свои собственные корни в общепризнанной теории принятия решений наряду с процессом принятия решений, собственно решением, и результирующие отношения и роли каждого из этих пяти элементов нуждаются в дальнейшем изучении.

Потребность науки в новой теории

Способности человека по сбору «больших данных» значительно превзошли возможности по их анализу, что предопределило появление четвертой парадигмы науки, которая заключается в открытиях, основанных на данных (рис. 6).

Алгоритмы ИИ, анализируя большие наборы данных,



Рис. 5. Элементы принятия решений на основе данных

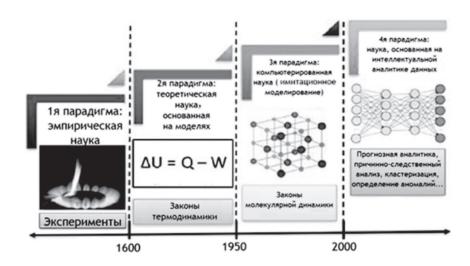


Рис. 6. Эволюция научных технологий



Рис. 7. Модель развития четвертой научной парадигмы

исследователей. Это помогает ученым генерировать гипотезы, разрабатывать эксперименты и принимать обоснованные научные решения на основе данных.

Четвертая научная парадигма предусматривает, что первоначально наука прилагает усилия для развития теории получения новых знаний на основе применения методов ИИ и интеллектуальной аналитики данных, а затем применяет эту теорию для проведения исследований в различных отраслях науки на основе широкого применения технологий ИИ и интеллектуальной аналитики научных данных и уже имеющихся знаний (рис. 7).

Пересечение ИИ и науки уже сегодня открывает новые способы и возможности для получения новых достижений в различных научных областях. Использование ИИ в науке часто называют научным ИИ, и сегодня он производит революцию в том, как исследователи анализируют данные, генерируют идеи и делают открытия.

Современное использование ИИ в науке

Контролируемое обучение. Наиболее типичное использование ИИ в науке за последнее десятилетие связано с контролируемым обучением, когда модель «обучается» (оптимизируется с помощью автоматического алгоритма) на данных, уже аннотированных правильными ответами. Данные, возможно, были тщательно аннотированы людьми или предварительно аннотированы из симуляций. ИИ может классифицировать объекты по некоторому предопределенному набору категорий, например, идентифицировать бозоны Хиггса из огромного количества данных о столкновениях частиц, собранных на Большом адронном коллайдере. Он также может регрессировать какое-то свойство объекта, чтобы, например, предсказать энергию частицы, записанную в детекторе, по ее изображению.

Обнаружение аномалий. При «обнаружении аномалий» ИИ стремится идентифицировать новые объекты, которые выглядят иначе, чем то, что модель ИИ привыкла видеть. Например, трудно иметь исчерпывающий, аннотированный список изображений сканирования мозга, охватывающий все возможные категории аномалий. Тем не менее, модели обнаружения аномалий должны видеть только примеры здорового мозга в их обучении, чтобы впоследствии отмечать аномалии на изображениях новых пациентов. Такие модели не требуют аннотированных обучающих данных.

Графовые нейронные сети и символьные решения. В некоторых случаях физики нашли способ использовать возможности глубокого обучения, сохраняя при этом интерпретируемость. В одном случае они делают это с помощью графовых нейронных сетей [17]. Они могут быть спроектированы таким образом, чтобы отдельные компоненты модели описывали конкретные физические атрибуты, такие как взаимодействие между двумя небесными телами. После того, как отрасли, революционизируя способы проведения

сеть выполнила более сложную задачу изучения этих отношений непосредственно из данных, символьная регрессия может быть использована для преобразования информации, полученной сетью, в легко интерпретируемую формулу. Это менее мощный метод, чем глубокое обучение, но он может автоматически находить простые формулы для описания данных. Символическая регрессия недавно использовалась для описания концентрации темной материи из распределения масс близлежащих космических структур с помощью простой для понимания формулы.

Обучение с подкреплением. Математики хотели бы иметь возможность сказать: «ИИ, пожалуйста, напишите все доказательства этой теоремы и не забудьте показать каждый шаг вашей работы!» Как это будет работать? Старшеклассники, изучающие математический анализ, хорошо знают, насколько полезной может быть одна подсказка для достижения решения. Освоить все интеграционные тактики в учебном плане недостаточно. Существует слишком много тактик, чтобы попробовать их для решения данной проблемы. Ключом к сдаче экзамена по математическому анализу является развитие интуиции того, какая тактика может сработать в какой ситуации. Эта интуиция развивается через практику или, в случае с ИИ, через обучение. Исследователи разработали ИИ, который может намекнуть на тактику, которая, скорее всего, сработает в каждой ситуации. Этот подход был использован для автоматизации формализации математических доказательств. ИИ предлагает тактику, классическая теорема реализует ее, и вместе они выполняют свою работу. Захватывающей формой ИИ в этой области является обучение с подкреплением. В последнее время это приобрело широкую известность благодаря овладению правилами шахмат, игры в го и популярных компьютерных игр, а затем победе над лучшими игроками-людьми.

Необходимость интерпретируемости. Поскольку наука требует интерпретируемости, непрозрачная модель ИИ, которая дает правильные ответы без какихлибо дополнительных объяснений, имеет ограниченное применение. Например, модели обнаружения аномалий могут выделять области на медицинских изображениях, которые вызывают беспокойство. Это, в свою очередь. направляет практикующих врачей в места, требующие дальнейшего изучения. В фундаментальной физике полезно найти простейшее описание явления, часто в форме краткой, простой для понимания формулы. С другой стороны, сила глубокого обучения заключается в способности строить огромные статистические модели, часто включающие миллионы параметров. Их по своей сути трудно интерпретировать.

Заключение

Таким образом, ИИ трансформирует научные

исследований, ускоряя процесс открытий, оптимизируя лабораторные процессы и позволяя принимать решения на основе данных. Интеграция алгоритмов машинного обучения, виртуальных помощников и методов моделирования прокладывает путь к новым возможностям в таких областях, как геномика, открытие лекарств и материаловедение. По мере того, как ИИ продолжает развиваться, он обладает огромным потенциалом для формирования будущего научных исследований и стимулирования инноваций в различных отраслях. Все это еще раз подтверждает насущную необходимость разработки новой теории принятия решений на основе интеллектуальной аналитики данных. В последующих исслеэффективно построить взаимодействие человеческого и искусственного интеллекта в интересах получения максимально эффективных решений? Ограничиваются ли отношения между человеком и ИИ, принятием решений определенного типа решений, такими как долгосрочные или стратегические, тактические, оперативные, неструктурированные, полуструктурированные и т. д.? Как можно объяснить эти решения, поскольку алгоритмы известны своей природой черного ящика, как это можно преодолеть? Кто несет ответственность за ошибки при принятии решений в этом случае? Раньше ошибки в принятии решений генерировались отдельно людьми и машинами, теперь при таком сочетании какие новые ошибки и вызовы возникают? Как можно обучить людей, принимающих решения на основе данных и аналитики, уделяя особое внимание понятиям, таким как точность, ошибки и неопределенность? Наконец, как спроектировать процесс принятия решений на основе данных, чтобы держать человека в курсе событий и позволить человеку частично контролировать процесс принятия решений, а не контролироваться алгоритмами? Поэтому все эти последствия должны быть тщательно изучены, прежде чем принятие решений на основе данных сможет полностью раскрыть свой потенциал.

Литература

- 1. Buchanan, L. A brief history of decision making / L. Buchanan, A. O'Connell // Harvard Business Review. - 2006. -No. 84 (1). - P. 32-41.
- 2. Grover, P. Big data analytics: A review on theoretical contributions and tools used in literature / P. Grover, A.K. Kar // Global Journal of Flexible Systems Management. 2017. - No. 18 (3). - P. 203-229.
- 3. Big data with cognitive computing: A review for the future / S. Gupta, A.K. Kar, A. Baabdullah, W.A. Al-Khowaiter // International Journal of Information Management. - 2018. -Vol. 42. - P. 78-89.
- 4. Grover, P. Understanding artificial intelligence adoption in operations management: Insights from the review of academic literature and social media discussions / P. Grover, A.K. Kar, International Conference. - 2004. - P. 647-657.

- Y.K. Dwivedi // Annals of Operations Research. 2022. No. 308 (1). - P. 177-213.
- 5. Power, D. J. Analytics, bias, and evidence: The quest for rational decision making / D.J. Power, D. Cyphert, R.M. Roth // Journal of Decision Systems. - 2019. Vol. 28 (2). - P. 120-137.
- 6. The perils and promises of big data research in information systems / V. Grover, A. Lindberg, I. Benbasat, K. Lyytinen // Journal of the Association for Information Systems. - 2020. -Vol. 21, Iss. 2. - P. 268-291.
- 7. Goodey, C. F. On Aristotle's 'animal capable of reason' C.F. Goodey // Ancient Philosophy. - 1996. - No. 16 (2). -
- 8. Boyd, R. The cultural niche: Why social learning is дованиях рассмотреть следующие вопросы: как essential for human adaptation / R. Boyd, P.J. Richerson, J. Henrich // Proceedings of the National Academy of Sciences. 2011. - Vol. 108. - P. 10918-10925.
 - 9. Henrich, J. The Secret of Our Success / J. Henrich. Princeton: Princeton University Press, 2017. - 464 p.
 - 10. Heyes, C. Cognitive gadgets: the cultural evolution of thinking / C. Heyes. - Cambridge : Harvard University Press, 2018. - 304 p.
 - 11. Expanding AI's impact with organizational learning / S. Ransbotham, S. Khodabandeh, D. Kiron [et al.] // MIT Sloan Management Review and Boston Consulting Group. - 2020.
 - 12. Peterson, M. Decision theory: An introduction M. Peterson // International encyclopedia of statistical science / M. Lovric (ed.). - Berlin: Springer, 2011. - P. 346-349.
 - 13. Hansson, S. O. Decision theory. A brief introduction S.O. Hansson. - Department of philosophy and the history of technology. - Stockholm: Royal Institute of Technology, 1994. - 94 p.
 - 14. Hansson, S. O. Decision theory: An overview / S.O. Hansson // International encyclopedia of statistical science / M. Lovric (ed.). - Berlin: Springer, 2011. - P. 349-355.
 - 15. Bell, D. E. Decision making: Descriptive, normative, and prescriptive interactions. Chapter 2 / D.E. Bell, H. Raiffa, A.Tversky // Cambridge University Press. - 1998. - P. 9-30.
 - 16. Frantz, R. Herbert Simon. Artificial intelligence as a framework for understanding intuition / R. Frantz // Journal of Economic Psychology. - 2003. - Vol. 24, Iss. 2. - P. 265-277.
 - 17. Graboś, R. Qualitative model of decision making / R. Graboś // International Conference on Artificial Intelligence: Methodology, Systems, and Applications. - 2004. - Vol. 3192. -P. 480-489.
 - 18. Opening up decision making: The view from the black stool / A. Langley, H. Mintzberg, P. Pitcher [et al.] // Organization Science. - 2005. - Vol. 6, No. 3. - P. 260-279.
 - 19. Frisk, J. E. Improving the use of analytics and big data by changing the decision making culture: A design approach / J.E. Frisk, F. Bannister // Management Decision. - 2017. -Vol. 55, Iss. 10. – P. 2074–2088.
 - 20. Pomerol, J. C.Practical decision making From the legacy of Herbert Simon to decision support systems / J.C. Pomerol, F. Adam // Proceedings of the Decision Support in an Uncertain and Complex World: The IFIP TC8/WG8.3

- 21. Simon, H. A. Models of bounded rationality: Empirically grounded economic reason. Volume 3 / H.A. Simon. Cambridge : MIT Press, 1997. 476 p.
- 22. Kalantari, B. Herbert A. Simon on making decisions: Enduring insights and bounded rationality / B. Kalantari // Journal of Management History. 2010. Vol. 16, Iss. 4. P. 509–520.
- 23. Janssen, M. Factors influencing big data decision-making quality / M. Janssen, H. van der Voort, A. Wahyudi // Journal of Business Research. 2017. Vol. 70. P. 338–345.
- 24. Mintzberg, H. Decision making: It's not what you think / H. Mintzberg, F. Westley // MIT Sloan Management Review. 2001. Vol. 42, Iss. 3. P. 89–93.
- 25. Elgendy, N. Big data analytics in support of the decision-making process / N. Elgendy, A. Elragal // Procedia Computer Science. 2016. Vol. 100. P. 1071–1084.
- 26. Big data analytics capabilities: A systematic literature review and research agenda / P. Mikalef, I.O. Pappas, J. Krogstie, M. Giannakos // Information Systems and e-Business Management. 2018. Vol. 16. P. 547—578.
- 27. Cao, G. The affordances of business analytics for strategic decision-making and their impact on organisational performance / G. Cao, Y. Duan // Proceedings of the 19th Pacific Asia Conference on Information Systems (PACIS 2015), Singapore. 2015.
- 28. Strand, M. Using external data in a BI solution to optimise waste management / M. Strand, A. Syberfeldt // Journal of Decision Systems. 2020. Vol. 29, Iss. 1. P. 53–68.
- 29. Diakopoulos, N. Accountability in algorithmic decision making / N. Diakopoulos // Communications of the ACM. 2016. Vol. 59, No. 2. P. 56-62.