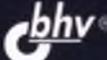




ОСНОВЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

нетехническое введение

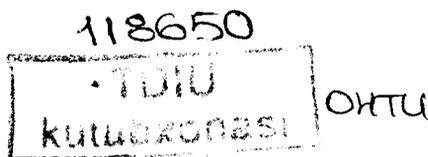
Том Таулли

Apress® 

Том Таулли

ОСНОВЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

НЕТЕХНИЧЕСКОЕ ВВЕДЕНИЕ



Санкт-Петербург
«БХВ-Петербург»

2021

0172.15.1

УДК 004.85
ББК 32.813
Т238

Таулли Т.

Т23 Основы искусственного интеллекта: нетехническое введение: Пер. с англ. — СПб.: БХВ-Петербург, 2021. — 288 с.: ил.

ISBN 978-5-9775-6717-6

Книга представляет собой увлекательное, нетехническое введение в такие важные понятия искусственного интеллекта (ИИ), как машинное обучение, глубокое обучение, обработка естественного языка, робототехника и многое другое. Проведено знакомство с историей и основными понятиями ИИ. Раскрыто значение данных как "топлива" для ИИ. Рассмотрены традиционные и продвинутые статистические методы машинного обучения, алгоритмы нейронных сетей для глубокого обучения, сферы применения разговорных роботов (чат-ботов), методы роботизации производственных процессов, технологии обработки естественного языка. Рассказано о применении языка Python и платформ TensorFlow и PyTorch при внедрении проектов ИИ. Освещены современные тренды ИИ: автономное вождение, милитаризация, технологическая безработица, изыскание новых лекарственных препаратов и другие.

*Для читателей,
интересующихся возможным применением ИИ*

УДК 004.85
ББК 32.813

Перевод с английского: *Андрея Логунова*

© 2021 BHV

First published in English under the title Artificial Intelligence Basics; A Non-Technical Introduction by Tom Taulli, edition: 1 Copyright © Tom Taulli, 2019
This edition has been translated and published under licence from APress Media, LLC, part of Springer Nature. APress Media, LLC, part of Springer Nature takes no responsibility and shall not be made liable for the accuracy of the translation.

© 2021 BHV

Впервые опубликовано на английском языке под названием Artificial Intelligence Basics; A Non-Technical Introduction by Tom Taulli, edition: 1 Copyright © Tom Taulli, 2019
Данное издание переведено и опубликовано по лицензии APress Media, LLC, подразделения Springer Nature. APress Media, LLC, подразделение Springer Nature, не несет ответственности и не отвечает за точность перевода.

Подписано в печать 02.02.21.

Формат 70×100^{1/8}. Печать офсетная. Усл. печ. л. 18.

Тираж 1200 экз. Заказ № 128.

"БХВ-Петербург", 191036, Санкт-Петербург, Гончарная ул., 20.

Отпечатано с готового оригинал-макета

ООО "Принт-М", 142300, М.О., г. Чехов, ул. Полиграфистов, д. 1

ISBN 978-1-4842-5027-3 (англ.)
ISBN 978-5-9775-6717-6 (рус.)

© Tom Taulli, 2019
© Перевод на русский язык, оформление.
ООО "БХВ-Петербург", ООО "БХВ", 2021

Оглавление

Об авторе	11
Предисловие	13
Введение	17
Сопроводительный материал	22
Глава 1. Основания искусственного интеллекта: уроки истории	23
Алан Тьюринг и тест Тьюринга	24
Мозг — это... машина?	28
Кибернетика	29
История происхождения	30
Золотой век искусственного интеллекта	33
Зима искусственного интеллекта	38
Взлет и падение экспертных систем	40
Нейронные сети и глубокое обучение	42
Технологические движущие силы современного искусственного интеллекта	44
Структура искусственного интеллекта	45
Вывод	46
Ключевые моменты	46
Глава 2. Данные: топливо для искусственного интеллекта	47
Основы данных	49
Типы данных	50
Большие данные	52
Объем	53

Разнообразие	54
Скорость	54
Базы данных и другие инструменты	55
Процесс обработки данных	60
Шаг 1. Понимание бизнеса	62
Шаг 2. Понимание данных	64
Шаг 3. Подготовка данных	66
Этика и руководство	69
Сколько данных вам нужно для искусственного интеллекта?	71
Дополнительные термины и понятия относительно данных	72
Вывод	74
Ключевые моменты	74

Глава 3. Машинное обучение: добыча регулярностей

из данных	77
Что такое машинное обучение?	80
Стандартное отклонение	82
Нормальное распределение	82
Теорема Байеса	83
Корреляция	85
Извлечение признаков	86
Что можно сделать с помощью машинного обучения?	87
Процесс машинного обучения	90
Шаг 1. Рандомизировать данные	91
Шаг 2. Выбрать модель	91
Шаг 3. Натренировать модель	91
Шаг 4. Оценить модель	92
Шаг 5. Отрегулировать модель	92
Применение алгоритмов	93
Контролируемое самообучение	93
Неконтролируемое самообучение	95
Подкрепляемое самообучение	98
Полуконтролируемое самообучение	98
Распространенные типы алгоритмов машинного обучения	99
Наивный байесовский классификатор (контролируемое самообучение/классификация)	99
К ближайших соседей (контролируемое самообучение/классификация)	103
Линейная регрессия (контролируемое самообучение/регрессия)	104
Дерево решений (контролируемое самообучение/регрессия)	106

Ансамблевое моделирование (контролируемое самообучение/регрессия)	107
Кластеризация на основе k средних (неконтролируемое самообучение/кластеризация)	109
Вывод	113
Ключевые моменты	115

Глава 4. Глубокое обучение: революция в искусственном интеллекте.....117

Разница между глубоким и машинным обучением	119
Так что же такое глубокое обучение?	120
Человеческий мозг и глубокое обучение	121
Искусственные нейронные сети (ANN-сети)	122
Обратное распространение	124
Различные нейронные сети	126
Рекуррентная нейронная сеть (RNN-сеть)	127
Сверточная нейронная сеть (CNN-сеть)	128
Генеративные состязательные сети (GAN-сети)	130
Применение технологии глубокого обучения	132
Пример использования: обнаружение болезни Альцгеймера	133
Пример использования: энергия	134
Пример использования: землетрясения	135
Пример использования: радиология	136
Аппаратное обеспечение для технологии глубокого обучения	137
Когда использовать глубокое обучение?	139
Недостатки глубокого обучения	141
Вывод	145
Ключевые моменты	145

Глава 5. Роботизированная автоматизация процессов: более простой путь к искусственному интеллекту.....147

Что такое РАП?	149
Достоинства и недостатки технологии РАП	151
Чего можно ожидать от РАП?	153
Как имплементировать технологию РАП	155
Определить подходящие для автоматизации функции	155
Проанализировать процессы	156
Выбрать поставщика платформы РАП и развернуть ее	157
Создать команду по управлению платформой	158
РАП и искусственный интеллект	159
РАП в реальном мире	161

Вывод.....	161
Ключевые моменты	162

Глава 6. Обработка естественного языка: как компьютеры разговаривают165

Трудности обработки естественного языка.....	167
Понимание того, как искусственный интеллект переводит язык.....	168
Шаг 1. Очистка и предобработка	169
Лексемизация.....	169
Выделение основ слов.....	171
Лемматизация	172
Шаг 2. Понимание и генерирование языка.....	173
Распознавание голоса	175
Обработка естественного языка в реальном мире	177
Пример использования: улучшение продаж	177
Пример использования: борьба с депрессией	178
Пример использования: создание контента.....	179
Пример использования: язык телодвижений, жестов и мимики	181
Голосовая коммерция	183
Виртуальные помощники.....	185
Разговорные роботы	188
Будущее обработки естественного языка	192
Вывод.....	194
Ключевые моменты	194

Глава 7. Физические роботы: итоговое воплощение искусственного интеллекта.....197

Что такое робот?	198
Промышленные и коммерческие роботы	202
Роботы в реальном мире	208
Пример использования: обеспечение безопасности	208
Пример использования: роботы для мытья полов	209
Пример использования: онлайн-аптека	210
Пример использования: роботы-ученые	211
Гуманоидные и потребительские роботы.....	212
Три закона робототехники.....	214
Кибербезопасность и роботы.....	215
Программирование роботов для искусственного интеллекта	216
Будущее роботов.....	219
Вывод.....	220
Ключевые моменты	221

Глава 8. Внедрение искусственного интеллекта: привнесение изменений в вашу компанию.....	223
Подходы к внедрению искусственного интеллекта	224
Шаги внедрения искусственного интеллекта.....	228
Выявить задачу, требующую решения	228
Сформировать команду	232
Выбрать подходящие инструменты и платформы.....	234
Язык Python.....	234
Вычислительные каркасы искусственного интеллекта	236
Развернуть и отслеживать работу системы искусственного интеллекта	242
Вывод.....	244
Ключевые моменты	245
Глава 9. Будущее искусственного интеллекта: за и против.....	247
Автономные автомобили	249
США против Китая.....	255
Технологическая безработица	256
Милитаризация искусственного интеллекта.....	259
Изыскание новых лекарственных препаратов	261
Правительство.....	263
Развитый искусственный интеллект	266
Общественное благо	268
Вывод.....	269
Ключевые моменты	269
Приложение. Ресурсы по искусственному интеллекту	273
Публикации и блоги, посвященные искусственному интеллекту.....	273
Блоги компаний, посвященные искусственному интеллекту.....	273
Twitter-каналы топовых исследователей искусственного интеллекта	274
Инструменты и платформы с открытым исходным кодом.....	274
Онлайн-курсы	274
Глоссарий	275
Предметный указатель	284

Об авторе



Том Таулли (Tom Taulli) занимается разработкой программно-информационного обеспечения начиная с 1980-х годов. Еще будучи студентом колледжа, он основал свою первую компанию, которая сосредоточилась на разработке систем электронного обучения. Он создавал и другие компании, в том числе *Hypermart.net*, которая была продана компании *InfoSpace* в 1996 году. Помимо Том писал статьи для онлайн-изданий, таких как *businessweek.com*, *techweb.com* и *Bloomberg.com*. Он также пишет посты об искусственном интеллекте для *Forbes.com* и является советником различных компаний в области искусственного интеллекта. Вы можете связаться с Томом в Twitter ([@ttaulli](#)) или через его веб-сайт ([www.taulli.com](#)).

Предисловие

Прочитав эту книгу, можно убедиться, что принятие на вооружение искусственного интеллекта (ИИ) станет главным поворотным моментом в истории человечества. Как и в отношении других столь же новаторских технологий, принципы и пути ее регулирования, а также круг потенциальных пользователей будут формировать общество для будущих поколений. Тем не менее ИИ выделяется среди других трансформационных технологий XIX и XX столетий, таких как паровой двигатель, электрическая сеть, геномика, компьютеры и Интернет, потому что он не зависит исключительно от критически дорогой физической инфраструктуры, позволяющей его освоить; в конце концов, многие его выгоды могут быть предоставлены посредством существующего оборудования, которое мы все носим в наших карманах. Напротив, фундаментальным ограничивающим фактором в том, что касается массового внедрения технологий искусственного интеллекта, является наша совместная интеллектуальная инфраструктура: образование, понимание и видение.

В этом и состоит принципиальная разница, потому что если обращаться правильно с ИИ, он будет действовать как решительная демократизирующая сила. Он избавил нас от тяжелой работы прошлого и высвободит огромный объем человеческой энергии и капитала. Однако соблюдение этого "если" не является 100-процентно гарантированным. Безответственно применяемый ИИ способен дестабилизировать значительную часть мировой экономики, приводя, как многие опасаются, к сокращению рабочей силы, снижению покупательной способности среднего класса и темпов развития экономики без широкой и стабильной базы, подпитываемой бесконечной долговой спиралью.

Однако, прежде чем мы поддадимся пессимизму в отношении ИИ, мы должны оглянуться назад. Какими бы историческими ни были трансформирующие способности ИИ — а они историчны, — те же самые трудности находятся и находились на повестке дня в экономическом ландшафте на протяжении десятилетий и даже столетий. ИИ — это, в конце концов, продолжение тренда на автоматизацию, которая была на повестке со времен Генри Форда. Фактически сама онлайн-система Zoho¹ родилась из противоречия между автоматизацией и эгалитарными экономическими принципами. Еще в начале 2000-х годов мы пришли к пониманию, которое сформировало наш подход к технологиям: обычные люди — владельцы малого бизнеса, здесь и за рубежом — должны иметь доступ к тем же самым передовым бизнес-автоматам, что и компании из списка Fortune 500²; в противном случае огромная часть населения будет исключена из экономики.

В то время мощное цифровое программно-информационное обеспечение было почти полностью скрыто за жесткими контрактами, непомерными гонорарными структурами и сложными локальными имплементациями. Крупные компании могли брать на себя бремя таких систем, в то время как малые операторы были выведены за рамки этого процесса, что ставило их в крайне неблагоприятное положение. Мы стремились разрушить это, открывая перспективы развития технологий для все более широкой аудитории. За последние два десятилетия мы постарались увеличить ценность наших продуктов без повышения цены, используя масштабируемость облачных технологий. Наша цель состоит в том, чтобы расширить возможности людей на всех уровнях общества, снижая цены на программно-информационное обеспечение для бизнеса и одновременно расширяя возможности инструментов.

¹ Zoho (<https://www.zoho.com/>) — это уникальный и мощный онлайн-пакет для бизнеса, по сути коллекция приложений, включающих текстовый процессор, электронные таблицы, презентации, базы данных, заметки, вики, систему управления взаимоотношениями с клиентами (CRM), управление проектами, ведение бюджета и т. п. — *Прим. перев.*

² Fortune 500 — это ежегодный список, составляемый и публикуемый журналом Fortune, который оценивает 500 крупнейших корпораций США по общему доходу за соответствующие финансовые годы. — *Прим. перев.*

Доступ к капиталу не должен ограничивать успех; бизнес должен расти или приходить в упадок, основываясь на силе своего видения будущего.

Под этим углом зрения ИИ — это исполнение обещания технологии. Он освобождает людей от ограничений по времени, обеспечивая им возможность облегчать утомительную или неприятную механическую работу. Он помогает им выявлять регулярности на микроскопическом и макроскопическом уровнях, которые люди от природы не очень хорошо приспособлены воспринимать. Он может предсказывать проблемы и исправлять ошибки. Он может экономить деньги, время и даже жизни.

Стремясь демократизировать эти преимущества точно так же, как мы сделали это в общецелевом программно-информационном обеспечении для бизнеса, Zoho вплела ИИ во все наши приложения. Последние шесть лет мы спокойно разрабатывали свою внутреннюю технологию ИИ, основанную на наших собственных принципах. Их результатом явилась Zia — ассистентка ИИ, умная, но не заумная. В этом принципиальная разница. Умная система обладает информацией и функциональностью, которые обеспечивают активного оператора возможностями уникального видения и интуиции. Заумная система запутывает внутреннюю работу процесса, превращая человека в пассивного пользователя, который просто потребляет информацию, получаемую от машины. ИИ должен быть инструментом, которым нужно владеть, а не линзой, через которую мы смотрим на мир. Для того чтобы управлять таким мощным инструментом, мы должны быть вооружены знаниями, чтобы понимать его и управлять им, не разрушая человеческие качества наших человеческих систем.

Необходимость оставаться в курсе этой технологии — именно та причина, по которой такие книги, как "Основы искусственного интеллекта", так важны в современном мире. Они являются интеллектуальной инфраструктурой, которая обеспечит людей — обычных людей — возможностью использовать мощь ИИ. Без подобных инициатив ИИ склонит баланс сил в пользу крупных компаний с большими бюджетами. Крайне важно, чтобы население в целом вооружилось навыками понимания систем ИИ, потому что эти системы будут все больше определять то, как мы

взаимодействуем с миром и ориентируемся в нем. Вскоре информация, содержащаяся в этой книге, станет не просто интересной темой, а необходимым условием для участия в современной экономике.

Именно так рядовой человек может наслаждаться плодами революции ИИ. В ближайшие годы изменятся понятие работы и понимание видов деятельности, которые несут экономическую ценность. Мы должны принять тот факт, что в будущем работа может быть столь же чуждой нам, как и кабинетная работа была бы неприемлемой для наших далеких предков. Но мы должны — и обязаны — верить в человеческую способность изобретать новые формы работы, даже если эта работа не похожа на ту, с которой мы знакомы. И первым шагом, прежде всего остального, является изучение и усвоение этой новой, захватывающей и принципиально демократизирующей технологии.

*Шридхар Вембу,
соучредитель и генеральный директор компании Zoho*

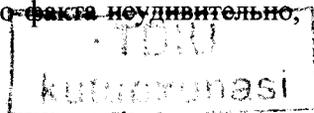
Введение

На первый взгляд приложение Uber является простым. Всего за пару кликов вы можете вызвать водителя, который прибудет в течение нескольких минут.

Но за кулисами находится передовая технологическая платформа, которая в значительной степени опирается на искусственный интеллект (ИИ). Вот лишь несколько возможностей этого приложения:

- система обработки естественного языка (ЕЯ), которая способна понимать речевое общение, придавая опыту взаимодействия гибкость;
- программное обеспечение для компьютерного зрения, которое проверяет миллионы снимков и документов, таких как водительские права и меню ресторанов;
- алгоритмы обработки датчиков, которые помогают улучшать точность в плотнонаселенных городских районах, включая автоматическое обнаружение аварий путем отслеживания необычных резких перемещений телефонов водителя или пассажира;
- изощренные автоматически обучающиеся алгоритмы, которые предсказывают предложение со стороны водителей, спрос со стороны пассажиров и ожидаемое время прибытия.

Такие технологии, безусловно, потрясают, но они востребованы. Нет никакого другого способа, которым компания Uber смогла бы увеличить свой рост — который охватывает обработку более 10 млрд поездок — без ИИ. В свете этого факта неудивительно,



что эта компания тратит сотни миллионов долларов на указанную технологию и имеет большую группу экспертов по ИИ в своем штате¹.

Но ИИ предназначен не только для быстро раскручивающихся стартапов. Практика показывает, что эта технология также является важнейшим приоритетом для традиционных компаний. Только посмотрите на Mcdonald's: в 2019 году эта компания выложила 300 млн долларов на приобретение технологического стартапа Dynamic Yield. Эта сделка компании была крупнейшей с момента приобретения Boston Market в 1999 году².

Компания Dynamic Yield, основанная в 2011 году, считается первопроходцем в привлечении ИИ для создания персонализированных клиентских взаимодействий, которые затрагивают Всемирную паутину, программные приложения и электронную почту. Среди ее клиентов находятся компании Hallmark Channel, IKEA и Sephora.

Что касается компании Mcdonald's, то она переживает цифровую трансформацию, и ИИ является ключевой частью ее стратегии. С помощью стартапа Dynamic Yield данная компания планирует использовать технологию для переосмысления своих услуг автокафе³, на которые приходится большая часть ее выручки. С помощью анализа таких данных, как погода, поток транспорта и время суток, цифровые меню будут динамически изменяться, тем самым улучшая возможности для увеличения выручки. Кроме того, похоже, что компания Mcdonald's будет использовать геозонирование и даже распознавание снимков номерных знаков для улучшения целевой направленности.

Но это только начало. Компания Mcdonald's рассчитывает использовать ИИ для киосков и вывесок в магазинах, а также для снабженческой цепочки.

¹ См. www.sec.gov/Archives/edgar/data/1543151/000119312519120759/d647752ds1a.htm#toc647752_11.

² См. <https://news.mcdonalds.com/news-releases/news-release-details/dynamic-yield-acquisition-release>.

³ Автокафе (drive-thru) — услуга по приобретению пищи без выхода из машины. — *Прим. перев.*

Указанная компания понимает, что будущее многое обещает и одновременно таит опасности. Если компания не будет активно использовать новые технологии, она в конечном счете потерпит неудачу. Вспомните, как компания Kodak медленно адаптировалась к цифровым фотоаппаратам. Или посмотрите, как таксомоторная индустрия не стала изменяться, столкнувшись с натиском компаний Uber и Lyft.

С другой стороны, новые технологии могут стать для компании почти что эликсиром. Правда, нужны твердая стратегия, хорошее понимание того, что возможно, и готовность идти на риск. Поэтому в данной книге я опишу инструменты, которые помогут вам справиться со всем этим.

Хорошо, тогда насколько большим станет ИИ? Согласно исследованию, проведенному консалтинговой компанией PwC, к 2030 году он добавит к мировому ВВП ошеломляющие 15,7 трлн долларов, что больше, чем совокупный объем производства Китая и Индии. Авторы доклада отмечают: "ИИ затрагивает практически все аспекты нашей жизни. И это только начало"¹.

Следует признать, что, когда дело доходит до предсказания трендов, здесь бывает много хайпа. Тем не менее с ИИ все может быть по-другому, потому что он имеет потенциал для превращения в технологию общего назначения. Параллель этому можно найти в XIX веке с появлением электричества, которое оказало трансформирующее воздействие на весь мир.

В качестве признака стратегической важности ИИ технологические компании, такие как Google, Microsoft, Amazon.com, Apple и Facebook, инвестировали в эту индустрию значительные средства. Например, Google называет себя компанией "ИИ прежде всего" и потратила миллиарды долларов, покупая фирмы, работающие в этой области, а также нанимая тысячи исследователей данных.

Другими словами, все больше и больше профессий будут требовать знания технологии ИИ. Разумеется, это не означает, что вам нужно изучать языки программирования или понимать продви-

¹ См. www.pwc.com/gx/en/issues/data-and-analytics/publications/artificial-intelligence-study.html.

нутую статистику. Но очень важно иметь прочный фундамент из осведомленности об основополагающих принципах.

Что касается этой книги, то ее цель — дать действенный совет, который может существенно изменить вашу организацию и карьеру. Вы не найдете глубоко технических объяснений, фрагментов кода или уравнений. Вместо этого книга даст ответы на главные вопросы менеджеров: где ИИ имеет смысл? В чем хитрости этой технологии? Как ее оценивать? И что насчет запуска пилотного проекта в области искусственного интеллекта?

В книге эта технология также рассмотрена под практическим углом зрения. Большое преимущество, которое я имею как автор статей для Forbes.com и консультант в мире технологий, заключается в том, что я общаюсь со многими талантливыми людьми из области ИИ, и это помогает мне определять, что является действительно важным в этой отрасли. Я также постоянно узнаю о практических случаях его применения и примерах того, что работает.

Данная книга организована таким образом, чтобы охватить главные темы в ИИ, — и вам не нужно читать каждую главу по порядку, ведь книга задумана как справочник.

Вот краткое описание глав книги.

- *Глава 1 "Основания искусственного интеллекта: уроки истории"*. Это обзор богатой истории ИИ, которая восходит к 1950-м годам. Вы узнаете о блестящих исследователях и ученых в области компьютерных технологий, таких как Алан Тьюринг, Джон Маккарти, Марвин Мински и Джеффри Хинтон. Кроме того, будут охвачены ключевые понятия, среди них — тест Тьюринга, который служит мерой оценки, достигла ли машина истинного ИИ или нет.
- *Глава 2 "Данные: топливо для искусственного интеллекта"*. Данные являются источником силы ИИ. Они позволяют алгоритмам отыскивать регулярности и корреляции, обеспечивая сущностное понимание. Но данные таят в себе ловушки, такие как качество данных и систематическое смещение. В этой главе представлен каркас для работы с данными в проекте на основе ИИ.

- *Глава 3 "Машинное обучение: добыча регулярностей из данных".* Это подмножество ИИ, оно включает в себя традиционные статистические методы, такие как регрессии. В этой главе мы рассмотрим и продвинутое алгоритмы, такие как k ближайших соседей (k -NN) и наивный байесов классификатор. Кроме того, мы посмотрим на то, как построить модель машинного обучения.
- *Глава 4 "Глубокое обучение: революция в искусственном интеллекте".* Это еще одно подмножество ИИ, и, совершенно очевидно, именно оно в течение последнего десятилетия демонстрирует большую часть инноваций. Глубокое обучение связано с использованием нейронных сетей для отыскания регулярностей, имитируя работу мозга. В этой главе мы рассмотрим главные алгоритмы, например рекуррентные нейронные сети (RNN-сети), сверточные нейронные сети (CNN-сети) и генеративные состязательные сети (GAN-сети). Будут также даны объяснения ключевых понятий, таких как обратное пространство.
- *Глава 5 "Роботизированная автоматизация процессов: более простой путь к искусственному интеллекту".* Здесь используются системы для автоматизации повторяющихся процессов, таких как ввод данных в систему управления взаимоотношениями с клиентами (Customer Relationship Management, CRM). Роботизированная автоматизация процессов (Robotic Process Automation, RPA) за последние несколько лет продемонстрировала огромный рост из-за высокой возвратности инвестиций (return on investment, ROI). Указанная технология также явилась для компаний вступительным способом внедрения ИИ.
- *Глава 6 "Обработка естественного языка: как компьютеры разговаривают".* Эта форма ИИ, которая предусматривает понимание речевого общения, является наиболее распространенной, как видно из ассистентов Siri, Cortana и Alexa. Но системы обработки ЕЯ, такие как разговорные роботы (чат-боты), также приобрели критическую важность в корпоративном мире. В этой главе мы покажем, как эффективно использовать указанную технологию и как избегать скользких трудностей.

- *Глава 7 "Физические роботы: итоговое воплощение искусственного интеллекта"*. ИИ начинает оказывать серьезное влияние на эту индустрию. С помощью глубокого обучения роботам становится легче понимать окружающую их среду. В данной главе мы рассмотрим и потребительских, и промышленных роботов, с массой вариантов использования.
- *Глава 8 "Внедрение искусственного интеллекта: привнесение изменений в вашу компанию"*. Мы рассмотрим поэтапный подход к созданию проекта на основе ИИ, начиная с идеи и заканчивая развертыванием. В этой главе также будут рассмотрены различные инструменты, такие как язык Python и платформы TensorFlow и PyTorch.
- *Глава 9 "Будущее искусственного интеллекта: за и против"*. В этой главе будут рассмотрены несколько крупнейших трендов в ИИ, например: автономное вождение, милитаризация ИИ, технологическая безработица, изыскание новых лекарственных препаратов и регламентирование.

В конце книги вы также найдете дополнение с ресурсами для дальнейшего изучения и глоссарий часто встречающихся терминов, связанных с ИИ.

Сопроводительный материал

Любые обновления будут предоставлены на моем веб-сайте по адресу www.Taulli.com.

Основания искусственного интеллекта

УРОКИ ИСТОРИИ

Искусственный интеллект станет окончательной версией Google. Окончательной поисковой системой, которая будет понимать во Всемирной паутине всё. Она будет точно понимать, чего вы хотите, и давать вам то, что нужно. Сейчас мы и близко к этому не подходим. Тем не менее мы можем постепенно к этому приближаться, и это в основном то, над чем мы работаем.

*– Ларри Пейдж, соучредитель компании Google Inc.
и генеральный директор компании Alphabet¹*

В рассказе Фредерика Брауна (Fredric Brown) 1954 года "Ответ" (Answer) все компьютеры на 96 млрд планет во Вселенной были соединены в одну суперкомпьютерную машину. Затем ее спросили, есть ли Бог, на что она ответила: "Да, теперь Бог есть".

Без сомнения, рассказ Брауна оказался очень умным, а также немного комичным и пугающим! Научная фантастика была для нас способом понять потенциальные последствия новых технологий, и искусственный интеллект (ИИ) был главной темой. Самые запоминающиеся научно-фантастические персонажи включают андроидов, или компьютеры, которые начинают сознавать себя,

¹ Основатель и генеральный директор компании Google Inc. Интервью в Академии достижений 28 октября 2000 года, см. www.achievement.org.

например в кинофильмах "Терминатор", "Бегущий по лезвию", "2001 год: Космическая одиссея" и даже "Франкенштейн".

Но с неумолимым темпом развития новых технологий и инноваций сегодня научная фантастика начинает становиться реальностью. Теперь мы можем разговаривать с нашими смартфонами и получать ответы; наши аккаунты в социальных сетях предоставляют нам контент, который нас интересует; наши банковские приложения предоставляют нам напоминания и т. д. Такое персонализированное создание контента выглядит почти волшебным, но быстро становится нормальным в нашей повседневной жизни.

Для того чтобы разобраться в ИИ, важно знать азы его богатой истории. Вы увидите, как развитие этой индустрии было полно инновационных прорывов и спадов. Кроме того, в этой области существует группа блестящих исследователей и ученых, таких как Алан Тьюринг, Джон Маккарти, Марвин Мински и Джеффри Хинтон, которые раздвинули границы этой технологии. Но через все это шел постоянный прогресс. Давайте начнем.

Алан Тьюринг и тест Тьюринга

Алан Тьюринг (Alan Turing) — выдающаяся фигура в области информатики и искусственного интеллекта. Его часто называют родоначальником ИИ.

В 1936 году он написал работу под названием "О вычислимых числах" (On Computable Numbers). В ней он изложил ключевые концепции компьютера, который стал известен как машина Тьюринга. Имейте в виду, что настоящие компьютеры будут разработаны только через десять лет.

И все же исторической для ИИ станет его статья под названием "Вычислительная техника и интеллект" (Computing Machinery and Intelligence). В ней он сосредоточился на идее машины с интеллектом. Но для того чтобы создать такую машину, должен быть способ измерить ее интеллект. Что такое интеллект, по крайней мере, для машины?

Именно в этой статье он придумал свой знаменитый "тест Тьюринга". По сути, он представляет собой игру с тремя игроками: двумя людьми и одним компьютером. Оценщик, человек, задает открытые вопросы двум другим (человеку и компьютеру) с целью установить, кто из них является человеком. Если оценщик не может это установить, то предполагается, что компьютер имеет интеллект. На рис. 1.1 представлен базовый рабочий процесс теста Тьюринга.

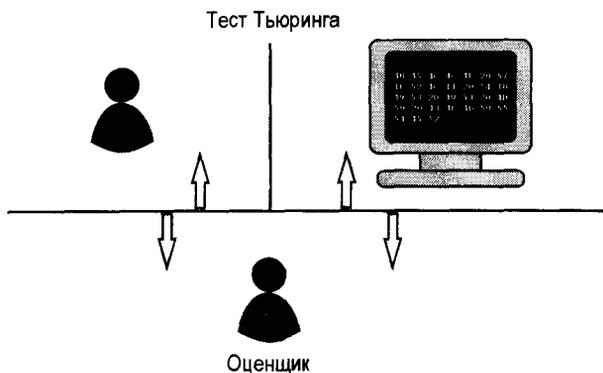


Рис. 1.1. Базовый рабочий процесс теста Тьюринга

Гениальность этой идеи заключается в том, что нет необходимости видеть, действительно ли машина что-то знает, осознает себя или даже права ли она вообще. Вместо этого тест Тьюринга показывает, что машина может обрабатывать большие объемы информации, интерпретировать речь и общаться с людьми.

Тьюринг полагал, что машина пройдет его тест лишь на рубеже веков. И да, это предсказание ИИ было одним из многих, которые не оправдались.

Так как же тест Тьюринга держался все эти годы? Дело в том, что его оказалось трудно взломать. Имейте в виду, что существуют конкурсы, такие как премия Лебнера и конкурс тестов Тьюринга, которые поощряют людей создавать интеллектуальные программно-информационные системы.

В 2014 году отмечен случай, когда создалось впечатление, будто бы тест Тьюринга был пройден. Он был связан с компьютером,

который утверждал, что ему 13 лет¹. Интересно, что человеческие судьи, скорее всего, были одурачены, потому что некоторые ответы содержали ошибки.

Затем в мае 2018 года на конференции, проводимой компанией Google по вводу/выводу, генеральный директор Сундар Пичаи (Sundar Pichai) проделал выдающуюся демонстрацию Google Ассистента². Перед живой аудиторией он показал устройство, которое позвонило местному парикмахеру договориться о встрече. Женщина на другом конце провода вела себя так, словно разговаривала с человеком!

Удивительно, правда? Определенно. Тем не менее это устройство все-таки, вероятно, не прошло тест Тьюринга. Причина заключается в том, что разговор был сосредоточен на одной теме — тема не была открытой.

Неудивительно, что по поводу теста Тьюринга постоянно ведутся споры, поскольку некоторые люди считают, что им можно манипулировать. В 1980 году философ Джон Серл (John Searle) написал знаменитую работу под названием "Умы, мозги и программы" (Minds, Brains, and Programs), в которой он поставил собственный мысленный эксперимент, названный "аргументом китайской комнаты", чтобы подчеркнуть недостатки теста.

Допустим, Джон находится в комнате и не понимает китайского языка. Тем не менее у него есть пособия, которые предоставляют простые в использовании правила для его перевода. За пределами комнаты находится Джан, которая понимает язык и предъявляет Джону иероглифы. Через некоторое время она получит точный перевод от Джона. И поэтому разумно предположить, что Джан верит, что Джон может говорить по-китайски.

Вывод Серла:

"Суть аргумента заключается в следующем: если человек в комнате не понимает китайский язык на основе имплементации

¹ См. www.theguardian.com/technology/2014/jun/08/super-computer-simulates-13-year-old-boy-passes-turing-test.

² См. www.theverge.com/2018/5/8/17332070/google-assistant-makes-phone-call-demo-duplex-io-2018.

ции надлежащей программы для понимания китайского языка, то и любой другой цифровой компьютер не понимает исключительно на этой основе, потому что ни один компьютер как таковой не имеет ничего такого, чего нет у человека"¹.

Этот аргумент был довольно хорошим, и с тех пор он стал горячей темой дискуссий в кругах ИИ.

Серл также считал, что существуют две формы ИИ.

- **Сильный ИИ.** В этом случае машина действительно понимает то, что происходит. Она даже может иметь эмоции и проявлять творчество. По большей части этот ИИ экранизирован в научно-фантастических фильмах. Этот тип ИИ также называется развитым искусственным интеллектом (*artificial general intelligence, AGI*). Обратите внимание, что на этой категории сосредоточены лишь несколько компаний, такие как подразделение DeepMind компании Google.
- **Слабый ИИ.** С ним машина основывается на процедуре сопоставления с шаблоном и обычно сосредоточена на узких задачах. Его примеры включают помощников Siri от компании Apple и Alexa от компании Amazon.

Реальность такова, что ИИ находится на ранних стадиях развития слабого ИИ. На достижение точки сильного ИИ могут легко уйти десятилетия. Некоторые исследователи считают, что этого вообще никогда не произойдет.

Учитывая ограничения теста Тьюринга, появились альтернативы, такие как:

- **тест Курцвейла — Капора** — этот тест был предложен футурологом Рэем Курцвейлом (Ray Kurzweil) и технологическим антрепренером Митчем Капором (Mitch Kapor). Их тест требует, чтобы компьютер вел беседу в течение двух часов, и при этом двое из трех судей считали, что говорит человек. Капор, правда, не верит, что это будет реализовано до 2029 года;

¹ См. <https://plato.stanford.edu/entries/chinese-room/>.

- *тест на кофе* — этот тест был предложен сооснователем компании Apple Стивом Возняком (Steve Wozniak). Согласно тесту на кофе, робот должен быть в состоянии войти в дом незнакомца, найти кухню и заварить чашку кофе.

Мозг — это... машина?

В 1943 году Уоррен Маккалок (Warren McCulloch) и Уолтер Питтс (Walter Pitts) познакомились в Чикагском университете. Они быстро подружились, несмотря на то что их происхождение и возраст резко различались (Маккалоку было 42 года, а Питтсу — всего 18). Маккалок вырос в богатой семье из правящей верхушки Восточного побережья США, обучаясь в престижных школах. Питтс, напротив, вырос в бедном районе и даже был бездомным подростком.

Несмотря на все это, их партнерство превратилось в одно из самых последовательных в развитии ИИ. Маккалок и Питтс разработали новые теории для объяснения мозга, которые часто шли вразрез с общепринятыми представлениями фрейдистской психологии. Но оба они считали, что логика может объяснить силу мозга, а также обратили внимание на идеи Алана Тьюринга. В 1943 году они совместно написали статью под названием "Логическое исчисление идей, имманентных в нервной деятельности" (A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity), и она появилась в "Вестнике математической биофизики" (Bulletin of Mathematical Biophysics). Их тезис состоял в том, что ключевые функции мозга, такие как нейроны и синапсы, могут быть объяснены логикой и математикой, скажем, с помощью логических операторов типа И, ИЛИ и НЕ. С их помощью можно было бы построить многосложную сеть, которая могла бы обрабатывать информацию, учиться и думать.

По иронии судьбы эта статья не получила широкого одобрения и интереса у неврологов. Но она привлекла внимание тех, кто работал над компьютерами и ИИ.

Кибернетика

Хотя Норберт Винер (Norbert Wiener) создавал различные теории, самая известная из них касалась кибернетики. В центре его внимания находилось понимание управления и способов общения с животными, людьми и машинами, показывая важность циклов обратной связи.

В 1948 году Винер опубликовал книгу "Кибернетика, или Контроль и общение у животного и машины" (*Cybernetics: Or Control and Communication in the Animal and the Machine*). Несмотря на то что эта работа была научной и наполнена сложными уравнениями, она все же стала очень популярной, попав в список бестселлеров газеты *New York Times*.

Она определенно имела широкий размах. Некоторые темы включали ньютоновскую механику, метеорологию, статистику, астрономию и термодинамику. Данная книга предвосхитила развитие теории хаоса, цифровых коммуникаций и даже компьютерной памяти.

Эта книга оказала влияние и на ИИ. Подобно Маккалоку и Питтсу, Винер сравнивал человеческий мозг с компьютером. Более того, он сделал предположение, что компьютер сможет играть в шахматы и в конечном счете обыграет гроссмейстеров. Главная причина, по его убеждениям, будет заключаться в том, что машина сможет учиться по ходу игр. Он даже думал, что компьютеры смогут сами себя копировать.

Книга "Кибернетика" не была утопической. Винер также оказался провидцем в понимании недостатков компьютеров, таких как потенциал для дегуманизации. Он даже думал, что машины приведут к тому, что люди станут ненужными.

Это послание определенно имело смешанный характер. Но идеи Винера были мощными и стимулировали развитие ИИ.

История происхождения

Интерес Джона Маккарти (John McCarthy) к компьютерам возрос в 1948 году, когда он посетил семинар под названием "Церебральные механизмы в поведении", на котором обсуждался вопрос о том, как машины в конечном итоге станут способными думать. Среди его участников были ведущие первопроходцы в этой области, такие как Джон фон Нейман (John von Neumann), Алан Тьюринг (Alan Turing) и Клод Шеннон (Claude Shannon).

Маккарти продолжал погружаться в развивающуюся компьютерную индустрию, в том числе работал в американской корпорации Bell Labs (Лаборатории Белла), и в 1956 году организовал десяти-недельный исследовательский проект в Дартмутском университете. Он назвал его "Исследованием искусственного интеллекта". И это был первый раз, когда данный термин получил применение.

Среди приглашенных были такие ученые, как Марвин Мински (Marvin Minsky), Натаниэль Рочестер (Nathaniel Rochester), Аллен Ньюэлл (Allen Newell), О. Г. Селфридж (O. G. Selfridge), Рэймонд Соломонов (Raymond Solomonoff) и Клод Шеннон. Все они станут главными игроками в ИИ.

Цели указанного исследования были определенно амбициозными:

"Настоящее исследование должно основываться на предположении, что каждый аспект самообучения либо любая другая способность интеллекта в принципе могут быть описаны настолько точно, что может быть создана машина, которая будет его симулировать. Будет предпринята попытка отыскать способ, благодаря которому машины будут использовать язык, создавать абстракции и понятия, решать те задачи, которые пока что закреплены за человеком, и совершенствовать самих себя. Мы думаем, что значительный прогресс может быть достигнут в одной или нескольких этих задачах, если тщательно отобранная группа ученых будет работать над ней сообща в течение лета"¹.

¹ См. www-formal.stanford.edu/jmc/history/dartmouth/dartmouth.html.

На этой конференции Аллен Ньюэлл (Allen Newell), Клифф Шоу (Cliff Shaw) и Герберт Саймон (Herbert Simon) продемонстрировали компьютерную программу под названием "Теоретик логики" (The Logic Theorist), которую они разработали в компании RAND (Research and Development Corporation). Главным источником вдохновения был Саймон (который в 1978 году получил Нобелевскую премию по экономике). Когда он увидел, как компьютеры печатают слова на карте для систем ПВО, он понял, что эти машины могут делать что-то большее, чем просто обрабатывать числа. Они также помогут с изображениями, знаками и символами, — и все это может привести к мыслящей машине.

Что касается программы "Теоретик логики", то она была сосредоточена на решении различных математических теорем из книги "Начала математики" (Principia Mathematica). Одно из решений этой программы оказалось более элегантным — от чего соавтор книги, Бертран Рассел (Bertrand Russell), был просто в восторге.

Создание программы "Теоретик логики" стало задачей не из легких. Ньюэлл, Шоу и Саймон использовали компьютер IBM 701, в котором применялся машинный язык. Поэтому им пришлось создать высокоуровневый язык IPL (Information Processing Language — язык для обработки информации), который ускорил процесс программирования. В течение нескольких лет этот язык стал приоритетным для ИИ.

Компьютеру IBM 701 также не хватало памяти для "Теоретика логики". Это привело к еще одному нововведению — обработке списков. Она позволяла динамически выделять и высвобождать память по мере исполнения программы.

В итоге программа "Теоретик логики" считается первой когда-либо разработанной программой ИИ.

Несмотря на это, она не вызвала особого интереса! Дартмутская конференция стала в основном разочарованием. Подвергся критике даже сам термин "искусственный интеллект".

Исследователи пытались придумать альтернативы, такие как "обработка комплексной информации". Но они не были броскими, как ИИ, — и этот термин застрял надолго.

Что касается Маккарти, то он продолжил свою миссию по продвижению инноваций. Обратите внимание на следующее.

- В конце 1950-х годов он разработал язык программирования Lisp, который часто применялся для проектов на основе ИИ из-за простоты использования нечисловых данных. Он также создал такие понятия программирования, как рекурсия, динамическая типизация и сборка мусора. Язык Lisp продолжает использоваться и сегодня, например, в робототехнике и бизнес-приложениях. Работая над языком, Маккарти также стал одним из основателей Лаборатории искусственного интеллекта МТИ (Массачусетского технологического института).
- В 1961 году он сформулировал концепцию совместного использования времени компьютеров, которая оказала трансформирующее влияние на эту индустрию. Эта концепция также привела к развитию Интернета и облачных вычислений.
- Несколько лет спустя он основал Лабораторию искусственного интеллекта в Стэнфорде.
- В 1969 году он написал статью под названием "Автомобили под управлением компьютеров" (Computer-Controlled Cars), в которой объяснил, как человек может вводить в компьютер направления движения с помощью клавиатуры, а телевизионная камера будет управлять автомобилем.
- В 1971 году он получил премию Тьюринга. Эта премия считается Нобелевской премией по компьютерным наукам.

В 2006 году в своей речи Маккарти отметил, что он был слишком оптимистичен в отношении прогресса сильного ИИ. По его словам, "мы, люди, не очень хорошо выявляем эвристики, которые мы используем сами"¹.

¹ См. www.technologyreview.com/s/425913/computing-pioneer-dies/.

Золотой век искусственного интеллекта

С 1956 по 1974 год область искусственного интеллекта была одной из самых горячих в технологическом мире. Главным катализатором стало быстрое развитие компьютерных технологий. Они превратились из массивных систем, основанных на вакуумных лампах, в более миниатюрные системы, работающие на интегральных схемах, которые были намного быстрее и имели больший объем памяти.

Федеральное правительство также вкладывает значительные средства в новые технологии. Отчасти это было связано с амбициозными целями космической программы "Аполлон" и интенсивным спросом времен холодной войны.

Что касается ИИ, то главным источником финансирования стало Агентство перспективных научно-исследовательских проектов (Advanced Research Projects Agency, ARPA) Министерства обороны США, которое было создано в конце 1950-х годов после шока, полученного от запуска советского космического спутника. Расходы на проекты обычно приходили с небольшими требованиями. Цель состояла в том, чтобы вдохновить прорывные инновации. У одного из лидеров ARPA, Дж. К. Р. Ликлайдера (J. C. R. Licklider), был девиз: "Финансируй людей, а не проекты". Подавляющая часть финансирования главным образом осуществлялась из Стэнфорда, Массачусетского технологического института (МТИ), Лабораторий Линкольна и Университета Карнеги — Меллона.

Помимо компании IBM, частный сектор участвовал в разработке ИИ мало. Следует учитывать, что к середине 1950-х годов компания IBM отойдет от этой темы и сосредоточится на коммерциализации своих компьютеров. Клиенты действительно опасались, что эта технология приведет к значительным потерям рабочих мест. И поэтому компания IBM не хотела, чтобы ее в этом обвиняли.

Другими словами, большая часть инноваций в ИИ исходила из академических кругов. Например, в 1959 году Ньюэлл, Шоу и

Саймон продолжили расширять границы в области искусственного интеллекта, разработав программу под названием "Универсальный решатель задач" (General Problem Solver). Как следовало из ее названия, речь шла о решении математических задач, таких как ханойская башня.

Но появилась масса других программ, которые пытались приблизиться к уровню сильного ИИ. Вот ряд примеров таких программ.

- *SAINТ* или *Symbolic Automatic INTEgrator* (Символический автоматический интегратор, 1961). Эта программа, созданная исследователем МТИ Джеймсом Слэглем (James Slagle), помогала решать задачи исчисления уровня младших курсов университетов. В дальнейшем она была обновлена, превратившись в другие программы, *SIN* и *MACSYMA*, которые делали гораздо более продвинутые математические расчеты. Программа *SAINТ* фактически стала первым примером экспертной системы, т. е. категорией ИИ, которую мы рассмотрим позже в этой главе.
- *ANALOGY* (Аналогия, 1963). Эта программа была создана профессором МТИ Томасом Эвансом (Thomas Evans). Она продемонстрировала, что компьютер может решать задачи на рассуждение по аналогии с тестом IQ.
- *STUDENT* (Студент, 1964). Даниэль Бобров (Daniel Bobrow) создал это приложение ИИ для своей кандидатской диссертации под руководством Мински в МТИ. Система использовала обработку естественного языка (ЕЯ) для решения алгебраических задач уровня старших классов средней школы.
- *ELIZA* (Элиза, 1965). Эту программу разработал профессор МТИ Джозеф Вейценбаум (Joseph Weizenbaum), и она мгновенно стала большим хитом. Она даже вызвала шумиху в магистральной прессе. Данная программа была названа в честь Элизы (героини пьесы Джорджа Бернарда Шоу "Пигмалион") и служила психоаналитиком. Пользователь мог вводить вопросы, а Элиза давала советы (это был первый пример разговорного робота, или чат-бота). Некоторые люди, использовавшие ее, думали, будто программа была реальным человеком, что глубоко обеспокоило Вейценбаума, поскольку лежа-

щая в основе технология была довольно простой. Вы можете найти примеры программы Элиза в Интернете, например, по адресу <http://psych.fullerton.edu/mbirnbaum/psych101/Eliza.htm>.

- *Computer Vision* (Компьютерное зрение, 1966). В легендарной истории Марвин Мински из МТИ предложил студенту Джеральду Джею Сассману (Gerald Jay Sussman) провести лето, подключив камеру к компьютеру и заставив компьютер описывать то, что он видел. Джеральд так и поступил и выстроил систему, которая обнаруживала базовые регулярности. Эта программа стала первым применением компьютерного зрения.
- *Mac Hack* (1968). Профессор МТИ Ричард Д. Гринблатт (Richard D. Greenblatt) создал эту программу для игры в шахматы. Данная программа была первой, которая выступала в реальных турнирах и получила рейтинг С, т. е. второй по сложности уровень, достигаемый средним клубным или турнирным шахматистом-любителем.
- *Hearsay I* (конец 1960-х). Профессор Радж Редди (Raj Reddy) разработал систему непрерывного распознавания речи. Некоторые из его учеников затем продолжают начатую работу и создадут Dragon Systems, ставшую крупной технологической компанией.

В этот период появилось много научных работ и книг по искусственному интеллекту. Некоторые темы включали байесовы методы, машинное обучение¹ и компьютерное зрение.

Но в целом существовало две главенствующие теории ИИ. Одну из них возглавлял Минский, который говорил, что должны существовать символические системы. Иными словами, ИИ должен основываться на традиционной компьютерной логике или пред-

¹ В переводе настоящей книги термины "обучение" и "автоматическое (само)обучение" используются взаимозаменяемо. Так, термин "машинное обучение" следует понимать как машинное самообучение или автоматическое (само)обучение, если переводить термин learning правильно, исходя из сути технологии: машина сама учится, усваивая регулярности из данных, а человек лишь обеспечивает ее данными и тренирует модель. — *Прим. перев.*

варительном программировании, т. е. на использовании таких подходов, как инструкции если-то-иначе.

И был Фрэнк Розенблатт (Frank Rosenblatt), который считал, что ИИ должен использовать системы, подобные головному мозгу, такие как нейронные сети (эта область также носила название коннекционизма). Но вместо того чтобы называть внутренние механизмы нейронами, он называл их перцептронами. Система могла учиться с течением времени по мере поступления данных.

В 1957 году Розенблатт создал для этого первую компьютерную программу-перцептрон под названием "Mark 1". Она также поддерживала камеры, помогавшие проводить различие между двумя изображениями (они имели формат 20×20 пикселей). Перцептрон "Mark 1" использовал данные, имевшие случайные веса, а затем проходил следующий процесс:

1. Взять вход и вычислить выход из перцептрона.
2. Если совпадения нет, то:
 - а) если выход должен был быть 0, но был 1, то вес для 1 уменьшался;
 - б) если выход должен был быть 1, но был 0, то вес для 1 увеличивался.
3. Повторять шаги 1 и 2 до тех пор, пока не будут получены точные результаты.

Эта программа определенно стала для ИИ прорывной. В газете "Нью-Йорк таймс" даже вышла хвалебная для Розенблатта статья, провозгласившая, что "Navy сегодня показал эмбрион электронного компьютера, который, как ожидает автор, сможет ходить, говорить, видеть, писать, воспроизводить себя и осознавать свое существование"¹.

Но с перцептроном все еще оставались проблемы. Во-первых, нейронная сеть имела только один слой (главным образом из-за отсутствия в то время вычислительной мощности). Во-вторых,

¹ См. www.nytimes.com/1958/07/08/archives/new-navy-device-learns-by-doing-psychologist-shows-embryo-of.html.

исследования мозга все еще находились на начальной стадии развития и мало что могли дать в плане понимания когнитивных способностей.

Мински вместе с Сеймуром Пейпертом (Seymour Papert) написал книгу "Перцептроны" (1969). Авторы подвергли безжалостной атаке подход Розенблатта, и этот подход быстро сошел на нет. Отметим, что в начале 1950-х годов Мински разработал грубую нейросетевую машину, в частности используя сотни вакуумных трубок и запасных частей от бомбардировщика В-24. И он убедился на своем опыте, что эта технология была слишком далека от того, чтобы стать работоспособной.

Розенблатт попытался сопротивляться, но было уже поздно. Сообщество ИИ быстро разочаровалось в нейронных сетях. Розенблатт погибнет через пару лет в результате несчастного случая на лодке. Ему было 43 года.

Однако к 1980-м годам его идеи возродятся, что приведет к революции в ИИ, в первую очередь с развитием технологии глубокого обучения.

По большей части золотой век ИИ был в состоянии свободного плавания и будоражил умы. Некоторые самые яркие ученые в мире пытались создавать машины, которые могли бы действительно думать. Но оптимизм часто доходил до крайности. В 1965 году Саймон заявил, что в течение 20 лет машина сможет делать все, что может человек. Затем в 1970 году в интервью журналу Life он сказал, что это произойдет всего через 3–8 лет (кстати, он выступил консультантом кинофильма "2001 год: Космическая одиссея").

К сожалению, следующая фаза ИИ будет гораздо темнее. Все больше ученых становились скептиками. Пожалуй, самым яростным был философ Хьюберт Дрейфус (Hubert Dreyfus). В таких книгах, как "Что компьютеры все-таки не могут делать: критика искусственного разума" (What Computers Still Can't Do: A Critique of Artificial Reason)¹, он высказывал свои идеи о том, что компь-

¹ Издательство MIT Press, 1972.

ютеры не похожи на человеческий мозг и что искусственный интеллект, к сожалению, не оправдает высоких ожиданий.

Зима искусственного интеллекта

В начале 1970-х годов энтузиазм в отношении ИИ начал угасать. Этот период станет называться "зимой ИИ" и продлится до 1980 года или около того (данный термин произошел от термина "ядерная зима", обозначающего событие всеобщего вымирания, когда солнечный свет блокируется и температура падает по всему миру).

Несмотря на то что в области ИИ было проделано много значительных шагов вперед, они все-таки были главным образом академическими и предусматривали контролируемые среды. В то время компьютерные системы были еще ограниченными. Например, компьютер DEC PDP-11/45, который очень часто использовался для исследований ИИ, имел возможность расширения оперативной памяти только до 128 Кбайт.

Язык Lisp также не был для компьютерных систем идеальным. И даже наоборот, в корпоративном мире в центре внимания находился язык FORTRAN.

Далее, имелся целый ряд сложных аспектов понимания интеллекта и логического рассуждения. И двусмысленность является лишь одним из примеров. Это ситуация, когда слово имеет более одного смысла, что увеличивает трудность в работе программы ИИ, т. к. ей тоже нужно было понимать контекст.

Наконец, экономическая ситуация в 1970-е годы была далеко не стабильной. Наблюдались устойчивая инфляция, медленный рост и перебои в поставках, как, например, во время нефтяного кризиса.

Учитывая все это, не следует удивляться, что в то время правительство США ужесточило требования к финансированию. В конце концов, сколько пользы для пентагоновского планировщика может принести программа, которая умеет играть в шахматы, решать теоремы или распознавать некоторые базовые изображения?

К сожалению, немного.

Примечательным примером является программа Исследования понимания речи (Speech Understanding Research) в Университете Карнеги—Меллона. Агентство перспективных проектных исследований Министерства обороны США (Defense Advanced Research Projects Agency, DARPA) полагало, что указанная система распознавания речи может использоваться пилотами истребителей для выполнения голосовых команд. Но она оказалась не работоспособной. Одна из программ, которая называлась Harry, могла понимать 1011 слов — именно столько знает типичный трехлетний ребенок.

Функционеры агентства DARPA на самом деле подумали, что их одурачили, и аннулировали годовой бюджет программы в размере 3 млн долларов.

Но самый большой удар по ИИ был нанесен в 1973 году докладом профессора сэра Джеймса Лайтхилла (James Lighthill). Профинансированный парламентом Соединенного Королевства, этот доклад стал полным развенчанием "грандиозных целей" сильного ИИ. Главной трудностью, как отмечалось в докладе, был "комбинаторный взрыв", который становился непреодолимой проблемой, когда модели становились слишком сложными и трудно настраиваемыми.

В заключении доклада говорилось, что "ни в одной части этой области сделанные до сих пор открытия не оказали того значительного воздействия, которое было тогда обещано"¹. Он был настолько пессимистичен, что не верил, что компьютеры способны распознавать образы или обыгрывать гроссмейстера в шахматы.

Указанный доклад также привел к публичным дебатам, которые транслировались по телевидению на ВСС (вы можете найти видео на YouTube). В них Лайтхилл оппонировал Дональду Мичи, Ричарду Грегори и Джону Маккарти.

Даже притом что Лайтхилл имел веские аргументы — и провел оценивание большого числа исследований, — он не увидел силу

¹ "Искусственный интеллект: общий обзор за 1973 год", доклад профессора сэра Джеймса Лайтхилла из Кембриджского университета, www.bbc.com/timelines/zq376fr.

слабого ИИ. Но теперь, когда наступила зима, это уже не имело значения.

Дела пошли настолько плохо, что многие исследователи изменили свою карьеру. А те, кто по-прежнему изучал ИИ, часто называли свою работу другими терминами — например, машинное обучение, распознавание образов и информатика!

Взлет и падение экспертных систем

Даже во время зимы искусственного интеллекта продолжались крупные инновации. Одной из них явился алгоритм обратного распространения, который необходим для назначения весов в нейронных сетях. Затем была разработана рекуррентная нейронная сеть (RNN-сеть, recurrent neural network). Она позволяет соединениям перемещаться через входной и выходной слои.

Но в 1980-х и 1990-х годах также появились экспертные системы. Ключевым фактором для них стал взрывной рост числа персональных компьютеров и мини-компьютеров.

Экспертные системы были основаны на концепции символической логики Минского, включающей сложные пути. Они часто разрабатывались экспертами в определенных областях, таких как медицина, финансы и автомобилестроение.

На рис. 1.2 показаны ключевые элементы экспертной системы.

Хотя существуют экспертные системы, которые восходят к середине 1960-х годов, они не получили коммерческого использования вплоть до 1980-х. Примером может служить экспертная система XCON (eXpert CONfigurer — эксперт-конфигуратор), разработанная Джоном Макдермоттом (John McDermott) в Университете Карнеги — Меллона. Данная система позволяла оптимизировать подбор компонентов компьютера и изначально имела около 2500 правил. Думайте о ней как о первом рекомендательном механизме. С момента запуска в 1980 году она оказалась весьма выгодной для компании DEC в производстве своей линейки компьютеров VAX (сэкономив к 1986 году около 40 млн долларов).

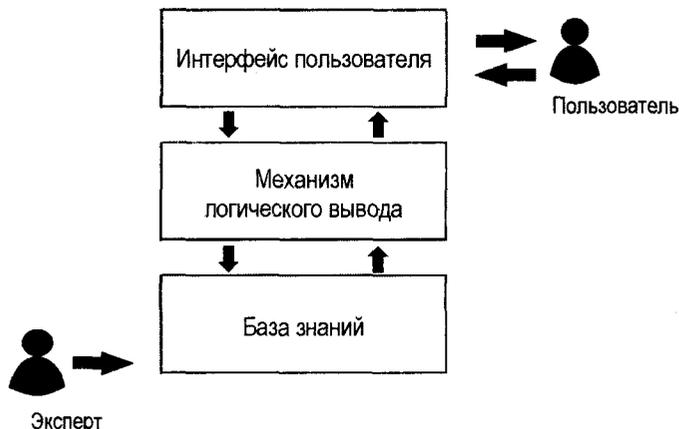


Рис. 1.2. Ключевые элементы экспертной системы

Когда компании убедились в успехе экспертной системы XCON, произошел бум экспертных систем, превратившийся в миллиардную индустрию. Японское правительство тоже увидело такую возможность и инвестировало сотни миллионов долларов в поддержку своего внутреннего рынка. Однако результаты оказались в основном разочаровывающими. Большая часть инноваций происходила в Соединенных Штатах.

Следует учесть, что компания IBM использовала экспертную систему для своего компьютера Deep Blue. В 1996 году он обыграл гроссмейстера Гарри Каспарова в одном из шести матчей. Компьютер Deep Blue, который компания IBM разрабатывала с 1985 года, обрабатывал 200 млн позиций в секунду.

Но с экспертными системами имелись и проблемы. Они часто были узкоспециализированными и трудноприменимыми в других сферах. Более того, по мере расширения экспертных систем управлять ими и подавать в них данные становилось все труднее. В итоге результаты содержали больше ошибок. Далее процесс тестирования таких систем часто оказывался сложным. Следует признать тот факт, что временами эксперты расходились во мнениях по фундаментальным вопросам. Наконец, экспертные системы не учились с течением времени. Вместо этого необходимо было постоянно обновлять базовые логические модели, что значительно увеличивало затраты и сложности.

К концу 1980-х годов экспертные системы начали терять популярность в деловом мире, и многие стартапы претерпели слияние или обанкротились. На самом деле, это обусловило еще одну зиму ИИ, которая продлилась примерно до 1993 года. Персональные компьютеры быстро откусывали куски рынков аппаратного обеспечения более высокого класса, что означало резкое сокращение числа машин на основе языка Lisp.

Государственное финансирование ИИ, например со стороны агентства DARPA, также иссякло. С другой стороны, холодная война быстро подходила к тихому концу с развалом Советского Союза.

Нейронные сети и глубокое обучение

Будучи подростком в 1950-х годах, Джеффри Хинтон (Geoffrey Hinton) хотел стать профессором и изучать ИИ. Он происходил из семьи известных ученых (его прапрадедом был английский математик и логик Джордж Буль). Его мама часто говорила: "Стань академиком либо неудачником"¹.

Даже во время первой зимы искусственного интеллекта Хинтон продолжал увлекаться искусственным интеллектом и был убежден, что подход Розенблатта к нейронным сетям был правильным. Так, в 1972 году он получил докторскую степень по данной теме в Эдинбургском университете.

Но в этот период многие считали, что Хинтон попусту тратит свое время и таланты. ИИ, по существу, считался пограничной областью. Научные исследования в этой области даже не воспринимались как наука.

Но это только еще больше воодушевляло Хинтона. Он наслаждался своим положением аутсайдера и знал, что его идеи в конце концов победят.

Хинтон понял, что самым большим препятствием для ИИ является компьютерная мощь. Он также видел, что время было на его

¹ См. <https://torontolife.com/tech/ai-superstars-google-facebookapple-studied-guy/>.

стороне. Закон Мура предсказывал, что число компонентов на чипе будет удваиваться примерно каждые 18 месяцев.

Тем временем Хинтон неустанно работал над разработкой стержневых теорий нейронных сетей — того, что со временем стало известно как глубокое обучение. В 1986 году он написал — вместе с Дэвидом Румелхартом (David Rumelhart) и Рональдом Дж. Уильямсом (Ronald J. Williams) — новаторскую работу под названием "Усвоение представлений путем обратного распространения ошибок" (Learning Representations by Back-propagating Errors). В ней изложены ключевые процессы для использования обратного распространения в нейронных сетях. В результате было достигнуто значительное улучшение точности, в частности, предсказаний и визуального распознавания.

Конечно, это происходило не в изоляции. Новаторская работа Хинтона была основана на достижениях других исследователей, которые тоже верили в нейронные сети. А его собственные исследования подстегнули шквал других крупных достижений:

- в 1980 году Кунихико Фукусима (Kunihiko Fukushima) создал Неокогнитрон, который был системой распознавания регулярностей, ставшей основой сверточных нейронных сетей. Они базировались на зрительной коре животных;
- в 1982 году Джон Хопфилд (John Hopfield) разработал "сети Хопфилда". По сути, это была рекуррентная нейронная сеть;
- в 1989 году Янн Лекун (Yann LeCun) объединил сверточные сети с обратным распространением. Такой подход нашел применение в анализе рукописных чеков;
- в 1989 году докторская диссертация Кристофера Уоткинса (Christopher Watkins) "Усвоение на основе отсроченных вознаграждений" (Learning from Delayed Rewards) описывает Q-обучение. Это был большой прогресс в оказании помощи в подкрепляемом самообучении;
- в 1998 году Янн Лекун опубликовал книгу "Градиентное самообучение применительно к распознаванию документов", в которой использовались алгоритмы спуска с вершины холма для улучшения нейронных сетей.

Технологические движущие силы современного искусственного интеллекта

Помимо достижений в новых концептуальных подходах, теориях и моделях, у ИИ были и другие важные движущие силы. Давайте посмотрим на главные из них.

- *Взрывной рост числа наборов данных.* Интернет был главенствующим фактором для ИИ, поскольку он позволил создавать массивные совокупности данных. В следующей далее главе мы рассмотрим, как данные трансформировали эту технологию.
- *Инфраструктура.* Пожалуй, самой влиятельной компанией для ИИ за последние 15 лет или около того была компания Google. Для того чтобы идти в ногу с индексацией Всемирной паутины, которая росла с ошеломляющей скоростью, указанная компания должна была придумать творческие подходы к строительству масштабируемых систем. Результатом стали инновации в кластерах из серийных серверов, виртуализации и программно-информационном обеспечении с открытым исходным кодом. А с запуском проекта Google Brain в 2011 году компания Google также стала одной из первых привержениц глубокого обучения. А еще через несколько лет эта компания наняла Хинтона.
- *Графические процессоры* (Graphics Processing Units, GPU — графическое процессорное устройство, ГПУ). Эта микросхемная технология, первопроходцем в которой стала компания NVIDIA, изначально предназначалась для высокоскоростной графики в играх. Но архитектура графических процессоров в конечном счете станет идеальной и для ИИ. Обратите внимание, что большинство исследований в области глубокого обучения проводится с помощью этих чипов. Причина в том, что при параллельной обработке скорость повышается многократно, в отличие от традиционных центральных процессоров. Это значит, что вычисление модели может занять день-два по сравнению с неделями или даже месяцами в обычных условиях.

Все эти факторы усиливали себя — добавляя топлива к росту ИИ. Более того, эти факторы, вероятно, будут оставаться активными в течение многих последующих лет.

Структура искусственного интеллекта

В этой главе мы рассмотрели целый ряд понятий. Теперь, наверно, трудно будет разобраться в организации ИИ. Например, часто путают такие термины, как "машинное обучение" и "глубокое обучение". Но важно понимать различия, которые мы подробно рассмотрим в остальной части этой книги.

На рис. 1.3 показано с высокоуровневой точки зрения, каким образом главные элементы ИИ соотносятся друг с другом. Наверху находится ИИ, который охватывает широкий спектр теорий и технологий. Затем вы можете разделить его на две главные категории: машинное обучение и глубокое обучение.



Рис. 1.3. Высокоуровневый взгляд на главные компоненты мира искусственного интеллекта

Вывод

Нет ничего нового в том, что термин "искусственный интеллект" сегодня является модным. Этот термин видел различные турбулентные циклы подъема и спада.

Может быть, он снова впадет в немилость? Возможно. Но на этот раз в ИИ появились настоящие инновации, которые подвергают бизнес трансформации. Мегатехнологические компании, такие как Google, Microsoft и Facebook, считают эту категорию одним из главных приоритетов. В целом похоже, что можно смело делать ставку на то, что ИИ будет продолжать расти и изменять наш мир.

Ключевые моменты

- Эволюционирование технологий часто занимает больше времени, чем первоначально понималось.
- Искусственный интеллект — это не только компьютерные науки и математика. В ИИ был сделан ключевой вклад из таких областей, как экономика, нейробиология, психология, лингвистика, электротехника, математика и философия.
- Существует два основных типа ИИ: слабый и сильный. При сильном ИИ машины осознают себя, тогда как слабый предназначен для систем, которые сконцентрированы на решении конкретных задач. В настоящее время ИИ находится на слабой стадии развития.
- Тест Тьюринга — это часто встречающийся способ проверить, может ли машина думать. Он основан на том, действительно ли кто-то из людей считает систему разумной.
- Ключевые факторы развития ИИ включают в себя, в частности, новые теории таких исследователей, как Хинтон, взрывной рост объема данных, новую технологическую инфраструктуру и графические процессоры.

Данные

ТОПЛИВО ДЛЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Компания Pinterest является одним из самых популярных стартапов в Кремниевой долине, позволяющим пользователям прикреплять свои любимые предметы для создания привлекательных виртуальных досок. Ее веб-сайт ежемесячно посещают 250 млн активных пользователей (monthly active users, MAUs), и в 2018 году она отчиталась о выручке в объеме 756 млн долларов¹.

Популярным занятием в Pinterest является планирование свадеб. У будущей невесты будут "доски" (или тематические коллекции) для платьев, мест проведения свадьбы и медового месяца, тортов, приглашений и т. д.

Это также означает, что Pinterest имеет преимущество в сборе огромного объема ценных данных. Отчасти это помогает обеспечивать целенаправленную рекламу. Но есть и возможности для проведения кампаний по электронной почте. Однажды компания Pinterest прислала сообщение, в котором говорилось:

"Ты выходишь замуж! И поскольку мы любим планировать свадьбы — в особенности подбирать прекрасные писчебумажные и галантерейные принадлежности, — мы приглашаем вас просмотреть наши лучшие доски, кураторами которых являются графические дизайнеры, фотографы и другие будущие

¹ См. www.cnbс.com/2019/03/22/pinterest-releases-s-1-for-ipo.html.

невесты, и все они являются пиннерами с острым глазом и брачным союзом на уме"¹.

Проблема, однако, оказалась в том, что многие получатели письма уже были замужем либо не собирались выходить замуж в ближайшее время.

Компания Pinterest действовала быстро и выложила вот такое извинение:

"Каждую неделю мы отправляем по электронной почте подборки досок и коллекций для конкретных категорий пиннеров, которые, как мы надеемся, ими заинтересуются. К сожалению, одно из этих недавних писем предполагало, что пиннеры на самом деле выходят замуж/женятся, а не просто потенциально заинтересованы в содержании, связанном со свадьбой. Нам жаль, что мы поступили как властная мать, которая все время спрашивает, когда ты найдешь хорошего мальчика или девочку".

Это важный урок. Бывает, что портачат даже самые технологически подкованные компании.

Например, есть несколько случаев, когда данные могут быть точными, но результат все равно будет эпическим провалом. Рассмотрим пример с розничной компанией Target. Она использовала свои массивные данные для отправки персонализированных предложений будущим матерям. Эта рассылка была основана на тех клиентках, которые делали отдельные виды покупок, например лосьонов без запаха. Система компании Target создавала балл беременности, который даже обеспечивал оценочные даты родов.

Так вот, отец одной из клиенток увидел такое письмо и пришел в ярость, заявив, что его дочь не была беременной².

Но на самом деле она была беременной... и да, она скрывала этот факт от своего отца.

¹ См. www.businessinsider.com/pinterest-accidental-marriage-emails-2014-9.

² См. www.businessinsider.com/the-incredible-story-of-how-target-exposed-a-teen-girls-pregnancy-2012-2.

Нет никаких сомнений в том, что данные являются чрезвычайно мощным и критически важным компонентом для ИИ. Однако вы должны быть вдумчивы и понимать риски. В этой главе мы рассмотрим несколько аспектов, которые вам необходимо знать.

Основы данных

Хорошо иметь представление о жаргоне, связанном с данными.

Прежде всего, бит (*bit* — от англ. *binary digit*, т. е. двоичная цифра) — это наименьшая форма данных в компьютере. Думайте о бите как об атоме. Бит может быть либо 0, либо 1, т. е. двоичным. Он также обычно используется для измерения объема передаваемых данных (например, в сети или Интернете).

Байт главным образом предназначен для хранения. Конечно, количество байтов может очень быстро увеличиваться. Давайте посмотрим, насколько быстро, в табл. 2.1.

Таблица 2.1. Типы уровней данных

Пример	Значение	Вариант использования
Мегабайт	1000 килобайт	Небольшая книга
Гигабайт	1000 мегабайт	Около 230 песен
Терабайт	1000 гигабайт	500 часов фильмов
Петабайт	1000 терабайт	Пять лет работы системы наблюдения Земли (Earth Observing System, EOS)
Экзабайт	1000 петабайт	Вся библиотека конгресса, увеличенная в 3000 раз
Зеттабайт	1000 экзабайт	36 000 лет видео в формате HD-TV
Йоттабайт	1000 зеттабайт	Для этого потребуется центр обработки данных размером со штат Делавэр и штат Род-Айленд, вместе взятые

Данные также могут поступать из разных источников. Вот лишь небольшая подборка:

- Всемирная паутина/социальные сети (Facebook, Twitter, Instagram, YouTube);

- биометрические данные (фитнес-трекеры, генетические тесты);
- системы кассовых терминалов в точках продаж (от традиционных магазинов до веб-сайтов электронной коммерции);
- Интернет вещей, или IoT (ID-теги и умные устройства);
- облачные системы (бизнес-приложения, такие как Salesforce.com);
- корпоративные базы данных и электронные таблицы.

Типы данных

Существует четыре способа организации данных. Во-первых, это структурированные данные, которые обычно хранятся в реляционной базе данных или электронной таблице. Вот несколько примеров:

- финансовая информация;
- номера социального страхования;
- адреса;
- продуктовая информация;
- данные точек продаж;
- телефонные номера.

По большей части со структурированными данными работать проще. Эти данные часто поступают из систем управления взаимоотношениями с клиентами (Customer Relationship Management, CRM) и систем управления бизнес-процессами (Enterprise Resource Planning, ERP), и они обычно имеют меньшие объемы. Они также тяготеют к тому, чтобы быть более уроченными, в частности с точки зрения анализа. Существуют различные бизнес-информационные и аналитические программы из категории BI (business intelligence), которые помогают выводить из структурированных данных существенные сведения. Тем не менее этот тип данных составляет около 20% проекта на основе ИИ.

Большинство из них будет поступать из неструктурированных данных, т. е. информации, которая не имеет predetermined

форматирования. Вам придется делать это самостоятельно, что может быть утомительно и отнимать много времени. Но существуют инструменты, такие как базы данных следующего поколения, например основанные на технологии NoSQL, которые помогают в этом процессе. Системы ИИ также являются эффективными с точки зрения управления и структурирования данных, поскольку алгоритмы могут распознавать регулярности.

Вот примеры неструктурированных данных:

- файлы изображений;
- видеофайлы;
- аудиофайлы;
- текстовые файлы;
- информация социальных сетей, такая как твиты и посты;
- спутниковые снимки.

Дальше, имеются данные, которые представляют собой гибриды структурированных и неструктурированных источников — так называемые полуструктурированные данные. Информация имеет некоторые внутренние теги, которые помогают с категоризацией.

Примеры полуструктурированных данных включают XML (Extensible Markup Language — язык расширенной разметки), который основан на различных правилах идентификации элементов документа, и JSON (JavaScript Object Notation — объектная нотация языка JavaScript), который является способом передачи информации по Всемирной паутине через интерфейсы прикладного программирования (application programming interface, API).

Но полуструктурированные данные составляют лишь от 5 до 10% всех данных.

Наконец, существуют данные временных рядов, которые могут быть как структурированными, неструктурированными, так и полуструктурированными. Этот тип информации предназначен для целей взаимодействия, в частности для отслеживания "путешествия клиента". Они являются результатом сбора информации о том, когда пользователь заходит на веб-сайт, использует приложение или даже заходит в магазин.

Тем не менее такого рода данные часто бывают запутанными и трудными для понимания. Отчасти это связано с представлением о намерениях пользователей, а они могут варьироваться в широких пределах. Существуют также огромные объемы интерактивных данных, которые могут состоять из триллионов точек данных. И разумеется, метрические показатели успеха могут быть совсем ясными. Почему пользователь делает что-то на веб-сайте?

Но ИИ, вероятно, будет иметь решающее значение для таких вопросов. Хотя по большей части анализ данных временных рядов все еще находится на ранних стадиях.

Большие данные

Благодаря повсеместному доступу в Интернет, мобильным и носимым устройствам произошел выброс стремительного потока данных. Каждую секунду Google обрабатывает более 40 тыс. запросов или 3,5 млрд в сутки. Поминутно пользователи Snapchat делятся 527 760 фотографиями, а пользователи YouTube смотрят более 4,1 млн видео. Кроме того, существуют старомодные системы, такие как электронная почта, которые продолжают демонстрировать значительный рост. Каждую минуту мы получаем 156 млн сообщений¹.

Но нужно учитывать и другое: компании и машины тоже генерируют огромные объемы данных. Согласно исследованиям немецкого портала Statista, к 2020 году число датчиков достигнет 12,86 млрд единиц².

В свете всего этого, похоже, можно смело ставить на то, что объемы данных будут продолжать расти быстрыми темпами. В докладе исследовательской и консалтинговой компании IDC (International Data Corporation) под названием "Data Age 2025" (Век данных 2025) объем создаваемых данных, как ожидается,

¹ См. www.forbes.com/sites/bernardmarr/2018/05/21/how-much-data-do-we-create-every-day-the-mind-blowing-stats-everyone-should-read/#788c13c660ba.

² См. www.forbes.com/sites/louiscolombus/2018/06/06/10-charts-that-will-challenge-your-perspective-of-iots-growth/#4e9fac23eccc.

к 2025 году достигнет ошеломляющих 163 зеттабайт¹. Это в 10 раз больше того, что было в 2017 году.

Для того чтобы со всем этим справиться, появилась категория технологий под названием "большие данные" (Big Data). Вот как компания Oracle объясняет важность этого тренда:

"Сегодня большие данные стали капиталом. Подумайте о некоторых крупнейших технологических компаниях в мире. Большая часть ценности, которую они предлагают, исходит из их данных, которые они постоянно анализируют, работая более эффективно и разрабатывая новые продукты"².

Так что да, большие данные останутся важной частью многих проектов на основе ИИ.

Тогда что же такое большие данные? Каким будет хорошее определение этого понятия? На самом деле, нет ни одного, хотя есть много компаний, которые сосредоточены на этом рынке! Но у больших данных есть следующие характерные особенности, которые называются тремя V. Дуг Лейни (Doug Laney), аналитик глобальной аналитической компании Gartner, придумал этот перечень еще в 2008 году³): огромный объем (volume), разнообразие структур и источников (variety) и высокая скорость обработки (velocity).

Объем

Это масштаб данных, которые часто не структурированы. Не существует какого-то незыблемого правила относительно их порога, но обычно это десятки терабайт.

Когда речь заходит о больших данных, то их объем часто является серьезной проблемой. Но облачные вычисления и базы данных следующего поколения оказали большую помощь — с точки зрения емкости и более низких затрат.

¹ См. <https://blog.seagate.com/business/enormous-growth-in-data-is-coming-how-to-prepare-for-it-and-prosper-from-it/>.

² См. www.oracle.com/big-data/guide/what-is-big-data.html.

³ См. <https://blogs.gartner.com/doug-laney/files/2012/01/ad949-3D-DataManagement-Controlling-Data-Volume-Velocity-and-Variety.pdf>.

Разнообразие

Эта характерная особенность описывает многообразие данных, скажем сочетание структурированных, полуструктурированных и неструктурированных данных (объясненных выше). Она также показывает различные источники данных и их использование. Несомненно, интенсивный рост неструктурированных данных сыграл ключевую роль в разнообразии больших данных.

Управление разнообразием данных может быстро стать серьезной преградой. Тем не менее машинное обучение часто является именно тем, что помогает оптимизировать его обработку.

Скорость

Эта характерная особенность показывает темп, с которым данные создаются. Как было показано ранее в этой главе, такие веб-службы, как YouTube и Snapchat, имеют экстремальные уровни скорости (их часто называют "пожарной частью" данных). Обеспечение скорости требует значительных инвестиций в технологии нового поколения и центры обработки данных. Данные также часто обрабатываются прямо в памяти, а не на дисковых системах.

Из-за этих трудностей скорость часто считается самой сложной из всех трех V. Следует честно признать, в современном цифровом мире люди хотят получить интересующие их данные как можно быстрее. Если это происходит слишком медленно, то люди расстраиваются и уходят на другие площадки.

Однако с годами, по мере развития больших данных, добавлялось все больше V. В настоящее время их насчитывается свыше десяти.

Но вот несколько самых распространенных.

- *Достоверность* (Veracity). Речь идет о данных, которые считаются точными. В этой главе мы рассмотрим некоторые технические приемы оценивания достоверности.
- *Ценность* (Value). Эта характерная особенность показывает полезность данных. Часто речь идет о наличии надежного источника.

- **Изменчивость (Variability).** Эта характерная особенность означает, что данные с течением времени обычно изменяются. Например, это относится к контенту социальных сетей, который может претерпеть метаморфозу, основываясь на совокупном мнении относительно новых событий и последних новостей.
- **Визуализация (Visualization).** Эта особенность предусматривает использование визуальных элементов, таких как графики, в целях более точного понимания данных.

Как видите, управление большими данными имеет много движущихся частей, что приводит к сложности. Это помогает объяснить, почему многие компании до сих пор используют только крошечную часть своих данных.

Базы данных и другие инструменты

Существует масса инструментов, которые помогают работать с данными. В их сердцевине лежит база данных. И ничего удивительного в том, что эта критически важная технология претерпела эволюцию на протяжении десятилетий. Но даже более старые технологии, такие как реляционные базы данных, все еще широко используются сегодня. Когда речь заходит о критически важных данных, компании неохотно вносят изменения — даже если есть явные преимущества от нововведений.

Для того чтобы разобраться в этом рынке, давайте вернемся в 1970 год, когда исследователь в области компьютерных наук из компании IBM Эдгар Кодд (Edgar Codd) опубликовал свою работу "Реляционная модель данных для крупных совместных банков данных" (A Relational Model of Data for Large Shared Data Banks). Она стала прорывной, поскольку ввела структуру реляционных баз данных. До этого момента базы данных были довольно сложными и жестко структурированными в виде иерархий. Это отнимало много времени на поиск и отыскание связей в данных.

Что касается подхода Кодда к реляционным базам данных, то он был построен для более современных машин. Язык сценариев SQL (Structured Query Language — язык структурированных запросов) был прост в использовании, позволяя выполнять опера-

ции CRUD (Create, Read, Update, and Delete — создание, чтение, обновление и удаление). Таблицы тоже имели соединения с первичными и внешними ключами, что позволяло создавать важные соединения, такие как:

- *один-к-одному* — одна строка в таблице связана только с одной строкой в другой таблице. Пример: уникальный номер водительского удостоверения связан с одним сотрудником;
- *один-ко-многим* — это место, где одна строка в таблице связана с другими таблицами. Пример: клиент имеет несколько заказов на покупку;
- *многие-ко-многим* — строки из одной таблицы ассоциированы со строками других таблиц. Пример: разные отчеты имеют различных авторов.

С помощью этих типов структур реляционная база данных могла оптимизировать процесс создания сложных отчетов. Она действительно была революционной.

Но, несмотря на все преимущества, компания IBM не заинтересовалась указанной технологией и продолжала сосредотачиваться на собственных системах. Компания считала, что реляционные базы данных были слишком медленными и хрупкими для корпоративных клиентов.

Но появился еще один человек, у которого на этот счет было другое мнение: это был Ларри Эллисон (Larry Ellison.). Он прочитал статью Кодда и понял, что изложенные в ней идеи изменят правила игры. Ради того, чтобы это доказать, в 1977 году он стал одним из основателей компании Oracle, сосредоточившись на строительстве реляционных баз данных, которые быстро стали массовым рынком. Статья Кодда была, по сути, дорожной картой его предпринимательской деятельности.

И только в 1993 году компания IBM выпустила собственную реляционную базу данных DB2. Но было уже слишком поздно. К этому времени компания Oracle стала лидером на рынке баз данных.

На протяжении 1980-х и 1990-х годов технология реляционных баз данных была стандартом для мейнфреймовых компьютеров и

клиент-серверных систем. Правда, когда большие данные стали важным фактором, в указанной выше технологии проявились серьезные недостатки, такие как:

- *расползание данных* — со временем разные базы данных распостранялись по всей организации. В результате сложнее стало централизовывать данные;
- *новые среды* — технология реляционных баз данных не была создана для облачных вычислений, высокоскоростных данных или неструктурированных данных;
- *высокая стоимость* — реляционные базы данных бывают дорогостоящими. Это означает, что использование указанной технологии для проектов на основе ИИ может оказаться запретительным;
- *сложности разработки* — современная разработка программно-информационного обеспечения в значительной степени зависит от итеративной обработки. Но у реляционных баз данных возникли трудности с этим процессом.

В конце 1990-х годов появились проекты с открытым исходным кодом, призванные помочь в создании систем баз данных следующего поколения. Возможно, самый критически важный из них поступил от Дуга Каттинга (Doug Cutting), который разработал библиотеку Lucene, предназначенную для текстового поиска. Его технология базировалась на сложной индексной системе, обеспечивающей производительность с низкой задержкой. Поисковая технология Lucene мгновенно стала хитом и начала эволюционировать, в частности, в модульный поисковый каркас Apache Nutch, который эффективно ползал по Всемирной паутине и сохранял данные в индексе.

Но была и большая проблема: для того чтобы ползать по паутине, нужна была инфраструктура, способная к гипермасштабированию. Именно поэтому в конце 2003 года Каттинг приступил к разработке нового вида инфраструктурной платформы, которая могла бы решить эту проблему. Он взял эту идею из статьи, опубликованной в Google, в которой описывалась их массивная файловая система. Год спустя Каттинг построил свою новую платформу, которая обеспечивала изощренное хранение без осо-

бых сложностей. В ее основе был алгоритм MapReduce, который позволял обрабатывать данные на многочисленных серверах. Затем результаты сливались воедино, позволяя получать содержательные отчеты.

В конце концов система Каттинга трансформировалась в платформу под названием Hadoop — и она станет играть существенную роль в управлении большими данными, например, с целью создания сложных хранилищ данных. Изначально ею пользовалась компания Yahoo!, а затем она быстро распространилась по мере того, как такие компании, как Facebook и Twitter, принимали эту технологию на вооружение. Теперь эти компании могли иметь панорамный вид своих данных, а не только их подмножеств. А это означало возможность проведения более эффективных экспериментов с данными.

Но, будучи проектом с открытым исходным кодом, платформе Hadoop все еще не хватало изоциренных систем для корпоративных клиентов. Для решения этой задачи стартап под названием Hortonworks настроил новые технологии, такие как YARN, поверх платформы Hadoop. Платформа имела такие способности, как аналитическая обработка прямо в памяти, онлайн-обработка данных и интерактивная обработка на основе SQL. Эти функциональные способности обеспечивали внедрение платформы Hadoop во многих корпорациях.

Но, конечно же, появились и другие проекты с открытым исходным кодом по хранению данных. Хорошо известными из них являются такие, как Storm и Spark, которые сосредоточены на потоковой передаче данных. Платформа Hadoop, с другой стороны, была оптимизирована для пакетной обработки.

Помимо хранилищ данных, были также инновации в традиционном бизнесе баз данных. Часто они известны как системы NoSQL. Возьмем, к примеру, MongoDB. Она началась как проект с открытым исходным кодом и превратилась в очень успешную компанию, которая стала публичной в октябре 2017 года. База данных MongoDB, имеющая более 40 млн скачиваний, предназначена для работы в облачных, локальных и гибридных средах¹.

¹ См. www.mongodb.com/what-is-mongodb.

В ней также обеспечивается большая гибкость по структурированию данных, которая основана на документной модели. В MongoDB можно даже управлять структурированными и неструктурированными данными в больших петабайтовых масштабах.

Несмотря на то что стартапы были источником инноваций в системах управления базами данных и хранения данных, важно отметить, что операторы мегатехнологий также сыграли свою критически важную роль. С другой стороны, таким компаниям, как Amazon.com и Google, пришлось отыскивать способы справиться с огромным объемом данных из-за необходимости управления своими массивными платформами.

Одним из нововведений стало создание озера данных, которое позволяет беспрепятственно хранить структурированные и неструктурированные данные. Обратите внимание, что нет необходимости переформатировать данные. Озеро данных справится с этим и позволит вам быстро выполнять функции ИИ. Согласно исследованию аналитической фирмы Aberdeen, компании, использующие эту технологию, имеют в среднем 9%-й органический рост по сравнению с теми, кто ее не использует¹.

Это не означает, что вы должны избавиться от своих хранилищ данных. Скорее наоборот, оба подхода служат конкретным функциям и вариантам использования. Хранилище данных обычно хорошо подходит для структурированных данных, в то время как озеро данных лучше подходит для разнообразных сред. Более того, существует большая вероятность того, что крупная порция данных никогда не будет использована.

По большей части существует масса инструментов. И следует ожидать, что по мере усложнения информационной среды будет разрабатываться еще больше.

Но это не значит, что вы должны выбирать только новейшие технологии. Опять-таки, даже старые реляционные базы данных бывают весьма эффективными в проектах на основе ИИ. Главное — понять плюсы и минусы каждой из них, а затем составить четкую стратегию.

¹ См. <https://aws.amazon.com/big-data/datalakes-and-analytics/what-is-a-data-lake/>.

Процесс обработки данных

Объем денег, потраченных на данные, просто огромен. Согласно прогнозам исследовательской и консалтинговой компании IDC, расходы на технологические решения по обработке больших данных и аналитике вырастут с 166 млрд долларов в 2018 году до 260 млрд долларов к 2022 году¹. Это составляет 11,9%-й совокупный годовой прирост. Крупнейшими транжирями являются банки, производители дискретной продукции, производители непрерывной продукции, фирмы по оказанию профессиональных услуг и федеральное правительство. На них приходится почти половина совокупной суммы.

Вот что сообщает Джессика Гепферт (Jessica Goepfert), вице-президент программы по исследованию и анализу клиентской базы компании IDC:

"На высоком уровне организации обращаются к технологическим решениям по обработке и анализу больших данных, чтобы провести конвергенцию их физического и цифрового миров. Эта трансформация принимает разную форму в зависимости от индустрии. Например, в банковской и розничной торговле — двух самых быстрорастущих областях больших данных и аналитики — инвестиции направлены на управление и оживление клиентского опыта. В то время как в производстве промышленной продукции фирмы преобразуют себя, чтобы, по существу, стать высокотехнологичными компаниями, используя свои продукты в качестве платформы для обеспечения возможности и предоставления цифровых услуг"¹².

Но высокий уровень расходов не обязательно приводит к хорошим результатам. По оценкам исследования, проведенного аналитической компанией Gartner, примерно 85% проектов на основе больших данных прекращаются до того, как они попадают в пилотную стадию³.

¹ См. www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prUS44215218.

² См. там же.

³ См. www.techrepublic.com/article/85-of-big-data-projects-fail-but-your-developers-can-help-yours-succeed/.

Среди причин тому приводятся следующие:

- отсутствие четкой ориентации;
- грязные данные;
- инвестиции в неправильные ИТ-инструменты;
- проблемы со сбором данных;
- отсутствие поддержки со стороны ключевых заинтересованных сторон и компаньонов в организации.

В свете этого крайне важно иметь процесс обработки данных. Несмотря на то что существует много подходов — часто перевозимых разработчиками/поставщиками программно-информационного обеспечения, — есть один, который имеет широкое признание. Группа экспертов, разработчиков программно-информационного обеспечения, консультантов и ученых в конце 1990-х годов создала процесс CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining — Межотраслевой стандартный процесс для добычи регулярностей из данных) (рис. 2.1).

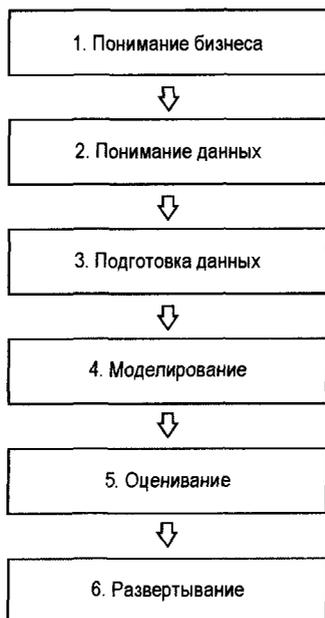


Рис. 2.1. Процесс CRISP-DM

В этой главе мы рассмотрим шаги с 1 по 3. Затем в остальной части книги мы рассмотрим остальные (т. е. рассмотрим моделирование и оценивание в *главе 3* и развертывание в *главе 8*).

Обратите внимание, что шаги 1–3 могут составлять 80% времени обработки данных. Эти оценки основаны на опыте Атифа Курейши (Atif Kureishy), глобального вице-президента по новым практическим решениям в американской корпорации Teradata¹. Это связано с такими факторами, как:

- данные плохо организованы и поступают из разных источников (например, от разных поставщиков или из разных подразделений организации);
- недостаточно внимания уделяется средствам автоматизации;
- первоначальное планирование было недостаточным для масштаба проекта.

Также стоит иметь в виду, что процесс CRISP-DM не является строго линейным. Во время работы с данными может быть много итераций. Например, может иметься несколько попыток найти правильные данные и их протестировать.

Шаг 1. Понимание бизнеса

Вы должны иметь четкое представление о бизнес-задаче, которая должна быть решена.

Примеры:

- Каким образом корректировка цен может повлиять на ваши продажи?
- Приведет ли изменение в копировании к улучшенной конверсии цифровых объявлений?
- Означает ли падение вовлеченности, что отток клиентуры увеличится?

Затем вы должны установить, как вы будете измерять успех. Возможно ли, что продажи должны вырасти по крайней мере на 1% или что конверсии должны вырасти на 5%?

¹ Взято из интервью автора с Атифом Курейши в феврале 2019 года.

Вот случай от Прасада Вуйюру (Prasad Vuyyuru), партнера кросс-системной аналитической платформы Enterprise Insights Practice компании Infosys Consulting:

"Выявление того, какую бизнес-задачу следует решить с помощью ИИ, и оценивание того, какая ценность будет создана, имеют решающее значение для успеха всех проектов на основе ИИ. Без такого пристального внимания к ценности бизнеса проекты на основе ИИ рискуют тем, что они не будут приняты в организации. Опыт пивоваренной корпорации AB Inbev в использовании ИИ для выявления двигателей упаковочной линии, которые могут выйти из строя, является прекрасным примером того, как ИИ создает практическую ценность. Компания AB Inbev установила 20 беспроводных датчиков для измерения вибрации двигателей упаковочной линии. Они сравнивали звуки с нормально функционирующими двигателями с целью выявления аномалий, которые предсказывали возможный отказ двигателей"¹.

Независимо от цели, важно, чтобы процесс был свободен от каких-либо предубеждений или систематических смещений. Главное — найти наилучшие результаты. Несомненно, в некоторых случаях получить удовлетворительный результат не получится.

Или в других ситуациях могут возникать большие сюрпризы. Известный пример тому можно найти в книге Майкла Льюиса (Michael Lewis) под названием "Moneyball" ("Денежный шар: искусство выигрыша в несправедливой игре"), по которой в 2011 году также был снят фильм "Человек, который изменил все", где снялся Брэд Питт. Это правдивая история о том, как менеджмент профессиональной бейсбольной команды Oakland Athletics использовал методы науки о данных для вербовки игроков. В традициях бейсбола было полагаться на такие метрики, как средние показатели бэттинга (ударов или использования биты). Но при использовании сложных приемов анализа данных были получены некоторые поразительные результаты. В Oakland Athletics поняли, что основное внимание должно быть сосредоточено на про-

¹ Взято из интервью автора с Прасадом Вуйюру в феврале 2019 года.

центной мере продуктивности хиттера (slugging) и процентной мере того, как часто бэттер достигает базы (on-base). Благодаря этой информации команда смогла набрать высокоэффективных игроков среди низкооплачиваемых.

Итог в том, что вы должны быть ментально открытыми и готовыми к экспериментам.

На шаге 1 вы также должны собрать подходящую команду для проекта. Если вы не работаете в такой компании, как Facebook или Google, у вас не будет роскошной возможности набирать группу из кандидатов наук в области машинного обучения и науки о данных. Такая возможность является довольно редкой и дорогой.

Но для проекта на основе ИИ вам не нужна и армия первоклассных инженеров. На самом деле становится все проще применять модели машинного и глубокого обучения благодаря системам с открытым исходным кодом, таким как TensorFlow, и облачным платформам от компаний Google, Amazon.com и Microsoft. Другими словами, вам может понадобиться всего пара человек с опытом работы в области науки о данных.

Далее, вы должны найти людей — скорее всего, из вашей организации, — которые обладают необходимыми предметными знаниями по проекту в области ИИ. Им нужно будет продумать рабочие процессы, модели и тренировочные данные с особым пониманием индустрии и требований со стороны клиентов.

Наконец, вам необходимо оценить технические потребности. Какие инфраструктурные и программные средства будут использоваться? Возникнет ли необходимость в увеличении мощностей или приобретении новых программно-информационных решений?

Шаг 2. Понимание данных

На этом шаге вы обратитесь к источникам данных для проекта. Следует учесть, что существует три главных источника.

- *Внутренние данные.* Эти данные могут поступать из веб-сайта, радиомаяков в магазине, датчиков Интернета вещей, мобиль-

ных приложений и т. д. Основное преимущество этих данных в том, что они являются бесплатными и адаптированы для вашего бизнеса. Но, с другой стороны, есть и некоторые риски. Могут возникнуть проблемы, если не было уделено достаточного внимания форматированию данных или тому, какие данные следует отбирать.

- *Открытые исходные данные.* Обычно они находятся в свободном доступе, что, безусловно, является хорошим преимуществом. Некоторые примеры данных из открытых источников включают государственную и научную информацию. Доступ к данным часто осуществляется через API, что делает процесс довольно простым. Открытые исходные данные также обычно хорошо отформатированы. Однако некоторые из этих переменных могут быть неясными и могут допускать систематическое смещение, например, в сторону определенной демографической группы.
- *Сторонние данные.* Это данные от коммерческого поставщика. Комиссионные за предоставление этих данных бывают высокими. На самом деле, в некоторых случаях может возникать нехватка качества таких данных.

По информации компании Teradata, основанной на собственных разработках в области ИИ, около 70% источников данных являются внутренними, 20% — из открытых источников, и остальные — от коммерческих поставщиков¹. Но, несмотря на источник, все данные должны быть достоверными. Если они таковыми не являются, то, скорее всего, возникнет проблема "мусор на входе, мусор на выходе".

Для того чтобы оценить полученные данные, вам необходимо ответить на следующие вопросы:

- Являются ли данные полными? Чего может не хватать?
- Откуда взялись эти данные?
- Каковы были пункты их сбора?

¹ Взято из интервью автора с Атифом Курейши в феврале 2019 года.

- Кто прикасался к данным и обрабатывал их?
- Какие изменения произошли в данных?
- Какие проблемы имеются с их качеством?

Если вы работаете со структурированными данными, то этот этап должен быть проще. Правда, когда речь заходит о неструктурированных и полуструктурированных данных, вам придется выполнить разметку данных — и этот процесс может быть длительным. Однако на рынке появляются инструменты, которые помогут автоматизировать этот процесс.

Шаг 3. Подготовка данных

Первый шаг в процессе подготовки данных — решить, какие наборы данных использовать.

Давайте взглянем на сценарий. Предположим, вы работаете в издательской компании и хотите разработать стратегию по улучшению способов удержания клиентов. Некоторые данные, которые должны помочь, включают демографическую информацию о клиентуре, такую как возраст, пол, доход и образование. В целях придания большей цветности вы также можете посмотреть браузерную информацию. Какой тип контента интересует клиентов? Какова частота и продолжительность посещения веб-сайта? Имеются ли еще какие-то интересные закономерности, скажем обращение к информации в выходные дни? Объединив источники информации, вы можете собрать мощную модель. Например, если в некоторых областях наблюдается снижение активности, то это может привести к риску ухода клиента. Это будет тревожным сигналом для специалистов отдела продаж о том, чтобы они обратились к клиентам лично.

Хотя этот процесс выглядит разумным, все же тут есть подводные камни. Включение или исключение даже одной переменной может оказать значительное негативное влияние на модель ИИ. Для того чтобы понять почему, оглянитесь на финансовый кризис. Модели андеррайтинга ипотечных кредитов были сложными и основывались на огромном объеме данных. В нормальные экономические времена они работали довольно хорошо, т. к. круп-

ные финансовые институты, такие как Goldman Sachs, JP Morgan и AIG, во многом опирались на них.

Но была одна проблема: модели не учитывали падение цен на жилье! Главная причина заключалась в том, что на протяжении десятилетий не было ни одного падения общенационального масштаба. И в связи с этим все исходило из допущения, что жилье — это главным образом локальное явление.

Как известно, цены на жилье не просто упали, а упали резко. Модели тогда оказались далеко не на высоте, и миллиарды долларов убытков едва не обрушили финансовую систему США. У федерального правительства не было иного выбора, кроме как предоставить в долг 700 млрд долларов для спасения Уолл-стрит.

Разумеется, этот случай является крайним. Но он подчеркивает важность отбора данных. Именно здесь бывает необходима сплоченная команда экспертов в предметной области и исследователей данных.

Далее, на этапе подготовки данных, необходимо будет провести очистку данных. Дело в том, что все данные имеют проблемы. Даже такие компании, как Facebook, имеют в своих наборах данных пробелы, неоднозначности и выбросы. Это неизбежно.

Поэтому ниже перечислено несколько действий, которые вы можете предпринять с целью очистки данных.

- *Устранение повторов.* Задать тесты для выявления любых дубликатов и удаления посторонних данных.
- *Выбросы* — это данные, которые находятся далеко за пределами диапазона большинства остальных данных. Это может означать, что информация не является полезной. Но, конечно же, бывают ситуации, когда верно обратное. Это действие необходимо для выявления мошенничества.
- *Согласованность.* Убедитесь, что у вас есть четкие определения своих переменных. Даже такие термины, как "доход" или "клиент", могут иметь несколько значений.
- *Правила проверки достоверности.* Когда вы смотрите на данные, постарайтесь найти присущие им ограничения. Например, вы можете установить флажок для столбца "возраст". Ес-

ли во многих случаях он превышает 120, то данные имеют серьезные проблемы.

- *Разбиение на корзины.* Некоторые данные не нуждаются в конкретизации. Имеет ли какое-то значение, если кому-то 35 или 37 лет? Вероятно, нет. Но сравнение возрастной категории от 30 до 40 с возрастной категорией от 41 до 50, скорее всего, будет иметь значение.
- *Новизна.* Являются ли данные своевременными и актуальными?
- *Слияние.* В некоторых случаях столбцы данных могут содержать очень похожую информацию. Возможно, один из них имеет рост в дюймах, а другой — в футах. Если ваша модель не требует более детального числа, то вы можете оставить только столбец в футах.
- *Кодирование с одним активным состоянием*¹. Это способ заменить категориальные данные на числа. Например, допустим, у нас есть база данных со столбцом, в котором имеется три возможных значения: яблоко, ананас и апельсин. Вы можете представить яблоко как 1, ананас как 2 и апельсин как 3. Звучит разумно, не так ли? Это как посмотреть; проблема в том, что алгоритм ИИ может подумать, что апельсин больше яблока. Но с кодированием с одним активным состоянием вы можете избежать этой проблемы. Вам предстоит создать три новых столбца: `is_Apple`, `is_Pineapple` и `is_Orange`. В каждой строке данных там, где плод существует, вы поставите 1, и для остальных плодов — 0.
- *Конверсионные таблицы.* Вы можете использовать их при переводе данных из одного стандарта в другой. Это будет иметь место там, где у вас есть данные в десятичной системе и вы хотите перейти к метрической системе.

Эти шаги позволят значительно улучшить качество данных. В этом деле также помогут инструменты автоматизации, напри-

¹ Термин "кодирование с одним активным состоянием" (one-hot encoding) пришел из терминологии цифровых интегральных микросхем, где он описывает конфигурацию микросхемы, в которой допускается, чтобы только один бит был положительным (активным — hot). — *Прим. перев.*

мер, от таких компаний, как SAS, Oracle, IBM, Lavastorm Analytics и Talend. Кроме того, существуют проекты с открытым исходным кодом, такие как OpenRefine, plyr и reshape2.

И даже несмотря на это, данные не будут идеальными. Ни один источник данных не бывает таким. Скорее всего, все еще останутся пробелы и неточности.

Вот почему вам нужно подходить к делу творчески. К примеру, вот что сделал Эял Лифшиц (Eyal Lifshitz), генеральный директор компании BlueVine. Его компания использует ИИ для финансирования малого бизнеса. По его словам, "одним из наших источников данных является кредитная информация наших клиентов. Но мы обнаружили, что владельцы малого бизнеса неверно определяют свой тип бизнеса. А это может означать плохие результаты для нашего андеррайтинга. Для решения этой проблемы мы соскребаем данные с веб-сайта клиента с помощью алгоритмов искусственного интеллекта, которые помогают идентифицировать индустрию клиента"¹.

Подходы к очистке данных также будут зависеть от вариантов использования проекта, разрабатываемого на основе ИИ. Например, если вы строите систему для предсказательного технического сопровождения на производстве, то главная трудность будет в обработке широких вариаций от разных датчиков. Как возможный результат, большой объем данных будет иметь малую ценность и будет в основном представлять шум.

Этика и руководство

Вы должны помнить о любых ограничениях на данные. Может ли поставщик запретить вам использовать информацию в тех или иных целях? Может ли возникнуть такая ситуация: если что-то пойдет не так, то ваша компания попадет на крючок? Для решения этих вопросов целесообразно привлекать юридический отдел.

¹ Взято из интервью автора с Эялем Лифшицем в феврале 2019 года.

В большинстве случаев следует относиться к данным с осторожностью. В конце концов, существует много резонансных дел, в которых компании нарушали приватность. Ярким примером тому является компания Facebook. Один из ее партнеров, фирма Cambridge Analytica, получила доступ к миллионам точек данных из профилей без разрешения пользователей. Когда разоблачитель раскрыл это, акции компании Facebook упали, потеряв более 100 млрд долларов в цене. Компания также подверглась давлению со стороны правительств США и Европы¹.

Существует еще кое-что, чего следует опасаться, — это соскабливание данных из открытых источников. Несмотря на то что этот способ часто является эффективным в создании крупных наборов данных и существует также много инструментов, которые могут автоматизировать этот процесс, соскабливание может подвергнуть вашу компанию юридической ответственности, поскольку данные могут быть предметом авторских прав или законов о конфиденциальности.

Есть также меры предосторожности, которым по иронии судьбы присущи недостатки. Например, недавнее исследование МТИ показывает, что анонимизированные данные могут быть не очень анонимными. Было обнаружено, что на самом деле оказалось довольно легко реконструировать этот тип данных и идентифицировать людей — например, путем слияния двух наборов данных. Это было сделано с помощью данных мобильной сети (GPS-слежения) в Сингапуре и местной системы пассажироперевозок. Примерно через 11 недель анализа исследователи смогли идентифицировать 95% людей².

Наконец, следует убедиться, что вы приняли все меры для защиты данных. Случаи кибератак и угроз продолжают расти тревожными темпами. По данным компании Verizon³, в 2018 году было более 53 тыс. инцидентов и около 2200 нарушений.

¹ См. <https://venturebeat.com/2018/07/02/u-s-agencies-widen-investigation-into-what-facebook-knew-about-cambridge-analytica/>.

² См. <http://news.mit.edu/2018/privacy-risks-mobility-data-1207>.

³ См. <https://enterprise.verizon.com/resources/reports/dbir/>.

В этом докладе также отмечалось следующее:

- 76% нарушений были финансово мотивированными;
- 73% исходили от тех, кто не входил в состав компании;
- около половины пришли из организованных преступных групп и 12% — из субъектов национальных государств или связанных с ними.

Растущее использование облачных и локальных данных также может привести к возникновению брешей в безопасности компании. Потом, есть мобильная рабочая сила, которая может получить в том числе несанкционированный доступ к данным.

Атаки также становятся гораздо более разрушительными. В результате у компании могут быть штрафы, судебные иски и репутационный ущерб.

В сущности, во время строительства проекта в области ИИ следует составить план обеспечения безопасности и убедиться, что он соблюдается.

Сколько данных вам нужно для искусственного интеллекта?

Чем больше данных, тем лучше, верно? Так обычно и бывает. Возьмем, к примеру, так называемый феномен Хьюза (Hughes). Он постулирует, что при добавлении признаков в модель результативность модели, как правило, увеличивается.

Но количество не есть последняя инстанция. Может наступить момент, когда данные начнут деградировать. Имейте в виду, что вы можете столкнуться с так называемым проклятием размерности. По словам Чарльза Исбелла (Charles Isbell), профессора и старшего адъюнкт-декана Школы интерактивных вычислений в Технологическом институте Джорджии, "по мере роста числа признаков или размерностей объем данных, которые нам нужно точно обобщить, растет экспоненциально"¹.

¹ См. www.kdnuggets.com/2017/04/must-know-curse-dimensionality.html.

Каковы практические последствия этого? Получить хорошую модель станет просто невозможным, т. к. может не хватить данных. Вот почему, когда речь заходит о таких приложениях, как видеораспознавание, проклятие размерности бывает весьма проблематичным. Даже во время анализа изображений RGB число размерностей составляет примерно 7500. Только представьте, насколько интенсивным будет этот процесс с использованием реально-временного видео высокой четкости.

Дополнительные термины и понятия относительно данных

Занимаясь анализом данных, вы должны знать основные термины. Вот некоторые из них, те, что вы часто будете слышать.

Категориальные данные — это данные, которые не имеют числового смысла. Вместо этого они имеют текстовый смысл, как описание группы (расы и пола). Хотя вы *можете* назначить каждому элементу числа.

Тип данных — это вид информации, которую переменная представляет, например булево число, целое число, строка или число с плавающей запятой.

Описательная аналитика — это анализ данных с целью более глубокого понимания текущего состояния бизнеса. Некоторые его примеры включают измерение того, какие продукты продаются лучше, или определение рисков в службе поддержки клиентов. Существует ряд традиционных программных средств для описательной аналитики, таких как BI-приложения (бизнес-информации и аналитики).

Диагностическая аналитика — это запрос данных, позволяющих увидеть, почему что-то произошло. Этот тип аналитики использует такие методы, как глубинный анализ данных, деревья решений и корреляции.

ETL (extraction, transformation, and load — извлечение, трансформация и загрузка) — это форма интеграции данных, которая обычно используется в хранилище данных.

Признак — это столбец данных.

Экземпляр — это строка данных.

Метаданные — это данные о данных, т. е. описания. Например, музыкальный файл может иметь метаданные, такие как размер, длина, дата закачивания на сервер, комментарии, жанр, исполнитель и т. д. Этот тип данных может оказаться весьма полезным для проекта на основе ИИ.

Числовые данные — это любые данные, которые могут быть представлены числом. Но числовые данные могут иметь две формы. Существуют дискретные данные, представляющие собой целое число, т. е. число без десятичной запятой. Затем, есть непрерывные данные, которые имеют поток, скажем температуру или время.

OLAP (Online Analytical Processing — онлайн-аналитическая обработка) — это технология, позволяющая анализировать информацию из различных баз данных.

Порядковые данные — это смесь числовых и категориальных данных. Распространенным их примером является пятизвездочный рейтинг в Amazon.com. С ним ассоциированы и звезда, и число.

Предсказательная аналитика включает в себя использование данных для составления прогнозов. Ее модели обычно бывают очень сложными и опираются на подходы из области ИИ, такие как машинное обучение. В целях эффективности важно обновлять опорную модель новыми данными. Некоторые инструменты для предсказательной аналитики включают в себя методы машинного обучения, такие как регрессии.

Прескриптивная аналитика. Речь идет об использовании больших данных для принятия более эффективных решений. Это связано не только с предсказанием результатов, но и с пониманием рациональных оснований. И именно здесь ИИ играет большую роль.

Скалярные переменные — это переменные, которые содержат единичные значения, такие как имя или номер кредитной карты.

Транзакционные данные — это данные о финансовых, деловых и логистических действиях. Примеры включают платежи, счета-фактуры и страховые требования.

Вывод

Быть успешным с ИИ означает иметь культуру, основанную на данных. Это то, что было в центре внимания таких компаний, как Amazon.com, Google и Facebook. Принимая решения, они в первую очередь смотрят на данные. Кроме того, в организации должна быть обеспечена широкая доступность данных.

Без этого подхода успех с ИИ будет мимолетным, независимо от вашего планирования. Возможно, это помогает объяснить, почему — согласно исследованию консалтинговой компании NewVantage Partners — около 77% респондентов говорят, что "принятие бизнесом на вооружение" больших данных и ИИ остается серьезным вызовом¹.

Ключевые моменты

- Структурированные данные помечаются и форматируются, а затем часто хранятся в реляционной базе данных или электронной таблице.
- Неструктурированные данные — это информация, которая не имеет predeterminedного форматирования.
- Полуструктурированные данные имеют некоторые внутренние теги, которые помогают в их классификации.
- Большие данные описывают способ обработки огромных объемов информации.
- Реляционная база данных основана на связях между данными. Но эта структура может оказаться трудной в работе для современных приложений, таких как ИИ.

¹ См. <http://newvantage.com/wp-content/uploads/2018/12/Big-Data-ExecutiveSurvey-2019-Findings-Updated-010219-1.pdf>.

- База данных NoSQL имеет более свободную форму, основанную на документной модели. Это позволило данной технологии лучше справляться с неструктурированными и полуструктурированными данными.
- Процесс CRISP-DM обеспечивает способ пошагового управления данными по проекту, в котором шаги включают понимание бизнеса, понимание данных, подготовку данных, моделирование, оценивание и развертывание.
- Объем данных, безусловно, имеет важность, но также необходимо много работать над качеством. Даже незначительные ошибки могут оказать огромное влияние на результаты работы модели ИИ.



Машинное обучение

ДОБЫЧА РЕГУЛЯРНОСТЕЙ ИЗ ДАННЫХ

Прорыв в машинном обучении стоил бы десяти таких компаний, как Microsoft.

— *Билл Гейтс*¹

Хотя Катрина Лейк (Katrina Lake) любила делать покупки онлайн, она знала, что покупательский опыт мог бы быть намного лучше. Главная проблема состояла в том, что было трудно отыскать предметы модной одежды, которые были бы персонализированными.

Это вдохновило ее создать онлайн-службу персональной стилизации Stitch Fix, которую Катрина запустила в своей Кембриджской квартире во время учебы в Гарвардской бизнес-школе в 2011 году (кстати, первоначальное название компании было менее броским — "Rack Habit"). Веб-сайт задавал вопросы своим пользователям — спрашивал о размерах и стилях одежды, просто называя несколько факторов, — и опытные стилисты затем собирали специально подобранные коробки с одеждой и аксессуарами, которые рассылались ежемесячно.

¹ Стив Лор (Steve Lohr). Microsoft, на фоне ослабевающего интереса, говорит о вычислениях как о карьере: набор в отрасль вычислений сокращается // New York Times. — 1 марта 2004 года. — Начальная страница — C1, цитата — страница C2, колонка 6.

Концепция быстро прижилась, и рост был устойчивым. Но привлечь капитал было сложно, т. к. многие венчурные капиталисты не видели в этом потенциала.

Тем не менее Катрина упорствовала и довольно быстро смогла замутивать прибыльную деятельность.

Попутно компания Stitch Fix собирала огромный объем ценных данных, таких как размеры тела и стилевые предпочтения. Катрина поняла, что это было бы идеально для машинного обучения. Для того чтобы им воспользоваться, она наняла Эрика Колсона (Eric Colson), который до этого работал вице-президентом по исследованию данных и инженерии в Netflix, а его новой должностью стал пост директора по алгоритмам.

Это изменение стратегии имело решающее значение. Модели машинного обучения становились все лучше и лучше со своими предсказаниями по мере того, как компания Stitch Fix собирала все больше данных — не только из первоначальных опросов, но и из текущих отзывов. Данные также были закодированы в единицах складского учета (stock keeping unit, SKU).

В результате компания Stitch Fix видела постоянное улучшение лояльности клиентов и коэффициентов конверсии. Наблюдалось также улучшение оборачиваемости запасов, что способствовало снижению издержек.

Новая стратегия не привела к увольнению стилистов. Скорее наоборот, машинное обучение значительно повысило их продуктивность и эффективность.

Данные машинного обучения также давали представление о том, какие типы одежды следует создавать. Это привело к запуску в 2017 году частного бренда компании Stitch Fix под названием Hybrid Designs. Он оказался эффективным средством устранения пробелов в инвентарных запасах.

К ноябрю 2017 года Катрина сделала компанию Stitch Fix публичной с привлечением 120 млн долларов. Оценка рыночной стоимости компании составила 1,63 млрд долларов, что делало Катрину одной из самых богатых женщин в Соединенных Штатах¹. Да, и к тому же в то время у нее имелся 14-месячный сын!

¹ См. www.cnn.com/2017/11/16/stitch-fix-ipo-sees-orders-coming-in-under-range.html.

Перенесемся в сегодняшний день. Компания Stitch Fix имеет 2,7 млн клиентов в Соединенных Штатах и приносит более 1,2 млрд долларов дохода. В штате компании также находится более 100 исследователей данных, и большинство из них имеют докторские степени в таких областях, как нейробиология, математика, статистика и искусственный интеллект¹.

Согласно официальной отчетности указанной компании по форме 10-K:

"Наши способности в области исследований данных подпитывают наш бизнес. Эти возможности состоят из нашего богатого и растущего набора подробных данных о клиентах и товарах и наших собственных алгоритмов. Мы используем науку о данных во всем нашем бизнесе, в том числе для стилизации наших клиентов, предсказания покупательского поведения, прогнозирования спроса, оптимизации запасов и разработки новой одежды"².

Несомненно, история компания Stitch Fix ясно показывает невероятную мощь машинного обучения и то, как оно может нарушить работу индустрии. В интервью онлайн-журналу для онлайн-СМИ digiday.com Катрина Лейк отметила:

"Исторически сложилось так, что существует разрыв между тем, что вы даете компаниям, и тем, насколько улучшается покупательский опыт клиентов. Большие данные отслеживают вас по всей паутине, и самая большая польза, которую вы получаете от этого прямо сейчас, заключается в том, что, если вы нажмете на пару туфель, вы снова увидите эту пару через неделю. Мы увидим, как этот разрыв будет сокращаться. Ожидания вокруг персонализации абсолютно разнятся, но важна аутентичность версии, а не тот случай, когда „вы бросили свою корзину покупок, и мы это понимаем“. Персонализация будет подлинным распознаванием того, кто вы такой как уникальный человек. Единственный способ сделать это масшта-

¹ См. <https://investors.stitchfix.com/static-files/2b398694-f553-4586-b763-e942617e4dbf>.

² См. www.sec.gov/Archives/edgar/data/1576942/000157694218000003/stitchfix201810k.htm.

бируемо — внедрить науку о данных и то, что вы можете сделать посредством инноваций"¹.

Итак, что же такое машинное обучение на самом деле? Почему оно бывает таким впечатляющим? И какие риски следует учитывать?

В этой главе мы ответим на эти и многие другие вопросы.

Что такое машинное обучение?

После недолгой работы в Массачусетском технологическом институте (МТИ) и Bell Telephone Laboratories Артур Л. Сэмюэл (Arthur L. Samuel) в 1949 году присоединился к компании IBM в лаборатории Poughkeepsie Laboratory. Его усилия помогли увеличить вычислительную мощность машин компании, например, с разработкой системы 701 (эта система была первой коммерческой компьютерной системой компании IBM).

Но помимо этого он также программировал приложения. И среди них было одно, которое войдет в историю, — это его компьютерная игра в шашки. Данное приложение было первым примером автоматически обучающейся системы (в 1959 году Сэмюэл опубликовал об этом влиятельную статью²). Генеральный директор IBM Томас Уотсон-старший тогда сказал, что это нововведение добавит 15 пунктов к цене акций!³

Тогда почему статья Сэмюэля имела такие важные последствия? Обращаясь к игре в шашки, он показал, как работает машинное самообучение, — другими словами, компьютер может учиться и совершенствоваться, обрабатывая данные без необходимости явного программирования. Это стало возможным благодаря ис-

¹ См. <https://digiday.com/marketing/stitch-fix-ceo-katrina-lake-predicts-ais-impact-fashion/>.

² См. Артур Л. Сэмюэл "Некоторые исследования в области машинного обучения с использованием игры в шашки" (Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers / Edward A. Feigenbaum and Julian Feldman, eds., Computers and Thought. — New York: McGraw-Hill, 1983. — P. 71–105).

³ См. <https://history.computer.org/pioneers/samuel.html>.

пользованию передовых статистических концепций, в особенности в области вероятностного анализа. Благодаря им компьютер мог учиться делать точные предсказания.

Эта идея была революционной, поскольку в то время разработка программно-информационного обеспечения была в основном связана со списком команд, которые следовали логически организованному рабочему процессу.

Для того чтобы понять, как работает машинное обучение, давайте возьмем пример из телевизионного комедийного шоу "Кремниевая долина" на телевизионном канале НВО (Home Box Office). Инженер Цзянь-Ян предположительно должен был создать сногшибательное приложение для еды. Для того чтобы натренировать это приложение, он должен был предоставить огромный набор фотографий еды. К сожалению, времени было в обрез, и приложение научилось распознавать только... хот-доги. Другими словами, если вы будете использовать приложение, то оно будет отвечать только "хот-дог" и "не хот-дог".

Несмотря на всю юмористичность, этот эпизод довольно хорошо продемонстрировал машинное обучение. По сути, это процесс взятия помеченных данных и отыскания связей. Если вы будете тренировать систему с помощью хот-догов, таких как тысячи фотографий хот-догов, то она будет все лучше и лучше их распознавать.

И да, даже телевизионные шоу могут преподавать ценные уроки об искусственном интеллекте!

Но, конечно же, вам все равно нужно гораздо больше. В следующем разделе главы мы рассмотрим ключевые статистические показатели и методы, которые необходимо знать о машинном обучении. Сюда входят стандартное отклонение, нормальное распределение, теорема Байеса, корреляция и извлечение признаков.

Затем мы рассмотрим такие темы, как примеры использования машинного обучения, его общий процесс и часто встречающиеся алгоритмы.

Стандартное отклонение

Стандартное отклонение измеряет среднее расстояние от среднего значения. На самом деле, нет необходимости учиться его вычислять (процесс вычисления состоит из несколько шагов), т. к. Excel или другое программно-информационное обеспечение может это сделать легко за вас.

Для того чтобы понять суть стандартного отклонения, давайте возьмем пример стоимости домов в некоем жилом районе. Предположим, что средняя стоимость равна 145 тыс. долларов, а стандартное отклонение — 24 тыс. долларов. Это означает, что стоимость на одно стандартное отклонение ниже среднего будет равна 133 тыс. долларов ($145\ 000 - 12\ 000$ долларов), а стоимость на одно стандартное отклонение выше среднего составит 157 тыс. долларов ($145\ 000 + 12\ 000$). Это дает нам возможность количественно оценить вариацию в данных. То есть существует разброс в 24 тыс. долларов от среднего значения.

Теперь посмотрим на данные: если, скажем, Марк Цукерберг переезжает в этот район, и в результате среднее значение подскакивает до 850 тыс. долларов, а стандартное отклонение составит 175 тыс. долларов. Но отражают ли эти статистические показатели рыночные оценки? Не совсем. Покупка дома Цукербергом является выбросом. В этой ситуации лучшим подходом будет исключить его дом из рассмотрения.

Нормальное распределение

При построении нормального распределения на графике оно выглядит как колокол (вот почему другое его название — "колоколообразная кривая"). Оно представляет собой сумму вероятностей для переменной. Интересно, что нормальная кривая распространена в естественном мире, поскольку она отражает распределение таких вещей, как рост и вес.

Общий подход при интерпретации нормального распределения заключается в использовании правила 68–95–99,7. Оно означает, что 68% элементов данных будут находиться в пределах одного

стандартного отклонения, 95% — в пределах двух стандартных отклонений и 99,7% — в пределах трех стандартных отклонений.

Одним из способов его понять — взглянуть на баллы IQ. Предположим, что средний балл равен 100 и стандартное отклонение — 15. Мы бы получили его для трех стандартных отклонений, как показано на рис. 3.1.

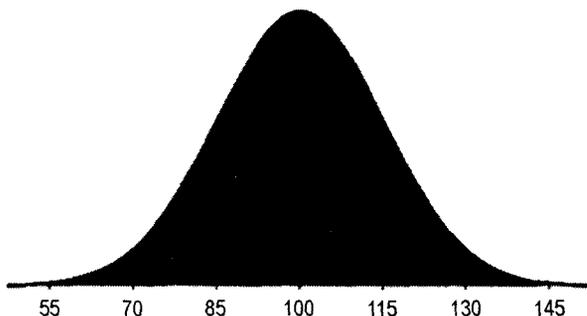


Рис. 3.1. Нормальное распределение баллов IQ

Обратите внимание, что пик на этом графике является средним числом баллов. Так, если человек имеет IQ, равный 145 баллам, то только 0,15% будут иметь более высокий балл.

Указанная кривая может иметь разные формы в зависимости от вариации в данных. Например, если наши данные IQ содержат большое число гениев, то распределение будет смещаться вправо.

Теорема Байеса

Как следует из названия, описательная статистика предоставляет информацию о ваших данных. Мы уже видели это на средних значениях и стандартных отклонениях.

Но, разумеется, вы можете пойти гораздо дальше, а именно использовать теорему Байеса. Этот подход распространен в анализе медицинских заболеваний, в которых причина и следствие являются ключевыми факторами, — к примеру, для научных исследований Федерального управления по лекарственным средствам США (Federal Drug Administration, FDA).

Для того чтобы понять, как работает теорема Байеса, давайте возьмем пример. Исследователь придумывает тест на некоторый тип гриппа, и этот тест оказывается точным в 80% случаев. Такой результат называется истинным утверждением (истинноположительным результатом).

Но в 9,6% случаев тест идентифицирует человека как больного гриппом, даже если его у него нет, и такой результат называется ложным утверждением (ложноположительным результатом). Имейте в виду, что в некоторых тестах на наркотики этот процент может быть выше, чем показатель точности!

И наконец, 1% населения имеет грипп.

В свете всего этого, если врач использует указанный тест на вас и он показывает, что у вас есть грипп, какова вероятность того, что вы действительно больны гриппом? Так вот, теорема Байеса покажет путь. Это вычисление использует такие факторы, как точность, ложные утверждения и уровень населения, получая на выходе вероятность.

Шаг 1: точность 80% \times вероятность наличия гриппа (1%) = 0,008.

Шаг 2: вероятность отсутствия гриппа (99%) \times 9,6% ложных утверждений = 0,09504.

Шаг 3: подставим вышеуказанные числа в следующее выражение:

$$0,008 / (0,008 + 0,09504) = 7,8\%.$$

Звучит как-то странно, верно? Определенно. В конце концов, как получается, что тест, который точен на 90%, имеет только 7,8% вероятности быть правильным? Но помните, что показатель точности основан на показателе тех, кто болен гриппом. И это число является небольшим, т. к. только 1% населения болеет гриппом. Более того, тест по-прежнему выдает ложные утверждения. Таким образом, теорема Байеса — это способ обеспечить более глубокое понимание результатов, что имеет решающее значение для таких систем, как ИИ.

Корреляция

Алгоритм машинного обучения нередко включает в себя некий тип корреляции между данными. Количественный способ ее описать — использовать корреляцию Пирсона, которая показывает силу связи между двумя переменными, находящуюся в интервале от 1 до -1 (это коэффициент).

Вот как она работает:

- больше 0 — это такая ситуация, когда увеличение одной переменной приводит к увеличению другой. Предположим, что существует корреляция между доходами и расходами в размере 0,9. Если доход увеличивается на 1000 долларов, то расходы увеличиваются на 900 долларов ($1000 \text{ долларов} \times 0,9$);
- 0 — между этими двумя переменными нет корреляции;
- меньше 0 — любое увеличение переменной означает уменьшение другой, и наоборот. Корреляция описывает обратную связь.

Тогда какая корреляция считается сильной? Вообще, она считается сильной, если коэффициент равен $+0,7$ или около того. Если же он меньше $0,3$, то корреляция является слабой.

Все это напоминает старую поговорку: "корреляция — это не обязательно каузация" (т. е. причинно-следственная зависимость). Однако в том, что касается машинного обучения, эта идея может быть легко проигнорирована и привести к вводящим в заблуждение результатам.

Например, существует много корреляций, которые являются просто случайными. На самом деле, некоторые из них могут быть прямо-таки комичными. Взгляните на следующие ниже мнимые корреляции из веб-сайта Tylervigen.com¹:

- уровень разводов в штате Мэн имеет корреляцию в размере 99,26% с потреблением маргарина на душу населения;
- возраст Мисс Америка имеет корреляцию в размере 87,01% с убийствами паром, горячими парами и жаркими тропиками;

¹ См. www.tylervigen.com/spurious-correlations.

- импорт сырой нефти США из Норвегии имеет корреляции в размере 95,4% с водителями, погибшими при столкновении с железнодорожным поездом.

Для этого есть название: закономерничество, или шаблонизм (patternicity), т. е. тенденция находить регулярности в бессмысленном шуме.

Извлечение признаков

В главе 2 мы обратились к отбору переменных для модели. Этот процесс часто называется извлечением признаков или выработкой/инженерией признаков.

Примером этого может служить компьютерная модель, которая идентифицирует мужчину или женщину по фотографии. Человеку это сделать довольно легко и быстро. Это нечто интуитивное. Но если бы кто-то попросил вас описать различия, смогли бы вы это сделать? Для большинства людей это было бы трудной задачей. Однако, если мы хотим построить эффективную автоматически обучающуюся модель, нам нужно правильно выполнить процедуру извлечения признаков, и эта работа может быть субъективной.

В табл. 3.1 представлено несколько идей о том, чем лицо мужчины может отличаться от лица женщины.

Таблица 3.1. Черты лица

Признаки	Мужчина
Брови	Гуще и прямее
Форма лица	Более продолговатая и крупная, с более квадратной формой
Челюсть	Квадратная, шире и острее
Шея	Адамово яблоко

Эти наброски лишь краем царапнули по поверхности, поскольку, уверен, у вас есть собственные идеи или подходы. И это нор-

мально. Но именно поэтому такие вещи, как распознавание лиц, являются очень сложными и подвержены ошибкам.

Извлечение признаков также имеет некоторые нюансы. Во-первых, это потенциальное систематическое смещение из-за предвзятости. Например, есть ли у вас предубеждения относительно того, как выглядит мужчина или женщина? Если это так, то это может привести к моделям, которые дают неправильные результаты.

Ввиду всего этого неплохая идея иметь группу экспертов, которые могут выделить правильные признаки. И если выработать признаки из рассматриваемой задачи оказывается слишком сложно, то машинное обучение, вероятно, не является для нее хорошим вариантом.

Есть и другой подход, который стоит того, чтобы его рассмотреть: глубокое обучение. Сюда входят многосложные модели, которые отыскивают признаки в данных. На самом деле это одна из причин того, что глубокое обучение стало крупным инновационным прорывом в ИИ. Подробнее об этом мы поговорим в следующей главе.

Что можно сделать с помощью машинного обучения?

Поскольку машинное обучение существует уже на протяжении десятилетий, эта мощная технология нашла много применений. Она также помогает получать очевидные преимущества с точки зрения экономии затрат, возможностей получения дохода и мониторинга рисков.

Вот несколько примеров, чтобы вы получили представление о мириадах приложений.

- *Предсказательное техническое сопровождение.* Оно выполняет мониторинг датчиков с целью предсказания времени, когда оборудование может выйти из строя. Оно не только помогает снизить затраты, но и сокращает время простоя и повышает безопасность. На самом деле такие компании, как

PrecisionHawk, для сбора данных на практике используют беспилотники, что намного эффективнее. Эта технология оказалась весьма эффективной для таких отраслей, как энергетика, сельское хозяйство и строительство. Вот что компания PrecisionHawk отмечает о собственной системе предсказательного технического сопровождения на основе беспилотников: "Один клиент протестировал использование VLOS-дронов (visual line of sight — с прямой видимостью со стороны управляющего пилота) с целью осмотра кластера из 10 колодцев в радиусе трех миль. Наш клиент определил, что использование дронов снизило затраты на инспекцию примерно на 66%, с 80–90 долларов на колодец по традиционной методике инспекции до 45–60 долларов на колодец с использованием VLOS-дронов"¹.

- *Подбор персонала.* Этот процесс бывает утомительным, т. к. многочисленные резюме часто бывают разными, в результате чего легко можно пройти мимо отличных кандидатов. Но машинное обучение существенно здесь помогает. Взгляните на веб-сайт по трудоустройству CareerBuilder, который собрал и проанализировал более 2,3 млн рабочих мест, 680 млн уникальных профилей, 310 млн уникальных резюме, 10 млн названий должностей, 1,3 млрд профессиональных навыков и 2,5 млн проверок историй деятельности, чтобы построить итоговую рекомендацию для найма Hello to Hire. Эта платформа задействовала машинное обучение, сократив число заявок на вакансии — с успешным наймом — в среднем до 75. Средний показатель по индустрии, с другой стороны, составляет около 150². Указанная система также автоматизирует создание должностных инструкций, которые даже учитывают нюансы в зависимости от индустрии и местоположения!
- *Покупательский опыт клиентов.* Сегодня клиенты хотят иметь персонализированный опыт. Они привыкли к этому, используя такие услуги, как Amazon.com и Uber. С помощью

¹ См. www.precisionhawk.com/blog/in-oil-gas-the-economics-of-bvlos-droneoperations.

² Эта информация взята из интервью автора в феврале 2019 года с Хумаиром Гаури, который является главным директором по продуктам CareerBuilder.

машинного обучения компания может задействовать свои данные с целью получения более глубоких представлений о том, что действительно работает. Это настолько важно, что привело американскую сеть супермаркетов Kroger к покупке компании в этой области под названием 84,51°. Безусловно, ключевым фактором является то, что указанная компания располагает данными о более чем 60 млн американских домохозяйств. Вот краткий пример: в большинстве своих магазинов компания Kroger продавала авокадо вразвес, и только в некоторых из них имелись упаковки по 4 штуки. Общепринятая точка зрения заключалась в том, что упаковки по 4 штуки должны дисконтироваться из-за несоответствия размера с теми, которые продавались на развес. Но при применении анализа на основе машинного обучения это оказалось неверным, т. к. упаковки по 4 штуки привлекали новые и разные домохозяйства, такие как покупатели из сетей Millennials и ClickList. Благодаря распространению упаковок по 4 штуки по всей цепочке магазинов произошло общее увеличение продаж авокадо¹.

- **Финансы.** Машинное обучение может обнаруживать расхождения, скажем, с выставлением счетов. Но есть новая категория технологий, именуемая роботизированной автоматизацией процессов (Robotic Process Automation, RPA), которая в этом помогает (мы рассмотрим эту тему в *главе 5*). Она автоматизирует рутинные процессы, способствуя уменьшению ошибок. Роботизированная автоматизация процессов также привлекает машинное обучение для обнаружения аномальных или подозрительных транзакций.
- **Обслуживание клиентов.** В последние несколько лет наблюдается рост числа разговорных роботов (чат-ботов), которые используют машинное обучение для автоматизации взаимодействия с клиентами. Мы рассмотрим это в *главе 6*.
- **Знакомства.** Машинное обучение помогает найти свою вторую половинку! Одно из крупнейших приложений для зна-

¹ См. www.8451.com/case-study/avocado.

комств Tinder использует технологию, которая помогает подбирать более подходящие пары. Например, оно обладает системой, которая автоматически размечает свыше 10 млрд фотографий, загружаемых ежедневно.

На рис. 3.2 показано некоторое применение машинного обучения.

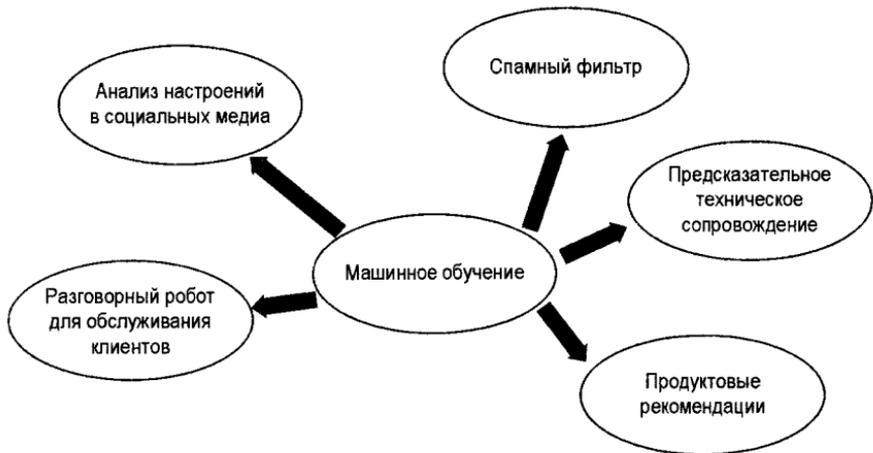


Рис. 3.2. Применения машинного обучения

Процесс машинного обучения

Для того чтобы добиться успеха в применении машинного обучения к поставленной задаче, важно использовать системный подход. Если этого не делать, то результаты могут оказаться далеки от базы.

Прежде всего вам нужно пройти процесс обработки данных, который мы рассмотрели в предыдущей главе. Когда он будет закончен, неплохо выполнить визуализацию данных. Какие они: они главным образом разбросаны или же в них имеются какие-то регулярности? Если ответ является положительным, то эти данные могут быть хорошим кандидатом для машинного обучения.

Цель процесса машинного обучения — создание модели, в основе которой лежит один или несколько алгоритмов. Мы разработа-

тываем модель, тренируя ее. Цель состоит в том, чтобы результирующая модель обеспечивала высокую степень предсказуемости.

Теперь давайте рассмотрим этот процесс подробнее (кстати, он будет применен и к глубокому обучению, которое мы обсудим в следующей главе).

Шаг 1. Рандомизировать данные

Если ваши данные отсортированы, то это может исказить результаты. То есть автоматически обучающийся алгоритм может обнаружить это как регулярность! Вот почему неплохо выполнять рандомизацию порядка данных.

Шаг 2. Выбрать модель

Вам необходимо подобрать алгоритм. Он будет выбран на основе предположения, которое объединит в себе процесс проб и ошибок. В этой главе мы рассмотрим различные алгоритмы.

Шаг 3. Натренировать модель

Тренировочные данные, которые составят около 70% всего набора данных, будут использоваться для создания связей в алгоритме. Например, предположим, что вы строите автоматически обучающуюся систему для определения стоимости подержанного автомобиля. Среди признаков модели будут находиться год выпуска, марка, модель, пробег и состояние. Обработав эти тренировочные данные, алгоритм вычислит веса для каждого из этих факторов.

Пример: предположим, что мы используем линейно-регрессионный алгоритм, который работает по следующей формуле:

$$y = mx + b.$$

В тренировочной фазе эта система будет выдавать значения для m (т. е. на графике это наклон прямой, или угловой коэффициент) и b (т. е. на графике это будет пересечением оси y , или коэффициентом сдвига по этой оси).

Шаг 4. Оценить модель

Вы собираете тестовые данные, которые составляют оставшиеся 30% набора данных. Они должны быть репрезентативными по размаху и типу информации в тренировочных данных.

С помощью тестовых данных вы сможете увидеть, насколько алгоритм является точным. В нашем примере с подержанными автомобилями вы получите ответ о том, согласуются ли полученные рыночные стоимости с тем, что происходит в реальном мире.

■ **ПРИМЕЧАНИЕ.** Между тренировочными и тестовыми данными не должно быть никакого взаимопроникновения. Это может легко привести к искаженным результатам. Интересно, что эта ошибка является довольно распространенной.

Показатель точности является одной из мер успеха алгоритма. Однако в некоторых случаях указанный показатель может вводить в заблуждение. Рассмотрим ситуацию с выявлением мошенничества. Если сравнивать со всем набором данных, то число признаков обычно гораздо меньше. Отсутствие же одного из них может иметь разрушительные последствия и стоить компании миллионов долларов убытков.

Вот почему вы, возможно, захотите использовать другие подходы, такие как теорема Байеса.

Шаг 5. Отрегулировать модель

На этом шаге мы можем откорректировать значения параметров в алгоритме. Это нужно для того, чтобы посмотреть, сможем ли мы получить оптимальные результаты.

Во время корректировки (тонкой настройки) в модели могут также иметься гиперпараметры. Это такие параметры, которые не могут быть усвоены непосредственно из тренировочного процесса.

Применение алгоритмов

Некоторые алгоритмы вычисляются довольно просто, в то время как другие требуют сложных шагов и математики. Хорошей новостью является то, что вам обычно не нужно вычислять алгоритм самостоятельно, потому что имеется целый ряд языков программирования, таких как Python и R, которые упрощают этот процесс.

Что касается машинного обучения, то его алгоритм, как правило, отличается от традиционного. Причина в том, что первым шагом является обработка данных, — и тогда компьютер начнет учиться.

Несмотря на то что имеются сотни алгоритмов машинного обучения, их можно разделить на четыре главенствующие категории: контролируемое самообучение, неконтролируемое самообучение, подкрепляемое самообучение и полуконтролируемое самообучение. Мы рассмотрим каждую из них.

Контролируемое самообучение

Контролируемое самообучение использует помеченные данные. Например, предположим, что у нас есть набор фотографий тысяч собак. Данные считаются помеченными, если каждая фотография идентифицирует породу каждой собаки. В большинстве случаев это облегчает анализ, т. к. мы можем сравнить наши результаты с правильным ответом.

Один из ключевых моментов в контролируемом самообучении — наличие крупного объема данных. Это помогает уточнять модель и получать более точные результаты.

Правда, существует одна большая трудность: реальность такова, что большая часть располагаемых данных не помечена. В дополнение к этому при наличии массивного набора данных на создание меток может уходить много времени.

Тем не менее с этим можно справиться, используя креативные способы, такие как коллективное финансирование (краудфан-

динг). Именно так была построена база данных ImageNet¹, которая стала инновационным прорывом в ИИ. Но на ее окончательное создание ушло еще несколько лет.

Как вариант, в некоторых случаях к разметке данных могут применяться автоматизированные подходы. Возьмем, к примеру, компанию Facebook. В 2018 году эта компания объявила на своей конференции разработчиков F8, что она задействовала свою огромную базу данных фотографий из Instagram, которые были помечены хэштегами².

Разумеется, такой подход имел свои недостатки. Хэштег может давать невизуальное описание фотографии — скажем, #tbt (что означает "throwback Thursday", или "ностальгический четверг") — или может быть слишком расплывчатым, как #party. Именно поэтому компания Facebook назвала свой подход "слабо контролируемые данные". Но талантливые инженеры компании нашли несколько способов улучшить качество, например построив изощренную хэштеговую предсказательную модель.

В общем и целом все сложилось довольно удачно. Автоматически обучающаяся модель компании Facebook, включавшая 3,5 млрд фотографий, имела показатель точности 85,4%, который был основан на опорной метрике распознавания ImageNet. Этот показатель фактически был выше самого высокого в истории на 2%.

Указанный проект с поддержкой ИИ также требовал инновационных подходов для строительства инфраструктуры. Согласно сообщению в блоге Facebook:

"Поскольку на то, чтобы завершить тренировку модели на одной машине, потребовалось бы больше года, мы создали способ распределить работу между 336 графическими процессорами, сократив суммарное время тренировки до нескольких

¹ ImageNet — проект по созданию и сопровождению массивной базы данных аннотированных изображений, предназначенной для отработки и тестирования методов распознавания образов и машинного зрения. — *Прим. перев.*

² См. www.engadget.com/2018/05/02/facebook-trained-image-recognition-ai-instagram-pics/.



недель. При постоянно увеличивающихся размерах модели — самой большой в этом исследовании является модель ResNeXt 101-32x48d с более чем 861 млн параметров — такой распределенный тренировочный процесс становится все более важным. В дополнение к этому мы разработали метод удаления дубликатов. Это было сделано с целью обеспечения того, чтобы мы нечаянно не натренировали наши модели на фотографиях, на которых мы хотим их оценивать, что представляет собой проблему, требующую аналогичных исследований в этой области”¹.

В перспективе компания Facebook видит потенциал в использовании своего подхода в различных областях, включая следующие:

- улучшенное ранжирование в ленте новостей;
- более качественное обнаружение нежелательного контента;
- автоматическая генерация подписей на изображениях для слабовидящих.

Неконтролируемое самообучение

Неконтролируемое самообучение относится к ситуациям, когда вы работаете с непомеченными данными. Это означает, что вы будете использовать алгоритмы глубокого обучения для обнаружения регулярностей.

Безусловно, самым часто встречающимся подходом в неконтролируемом самообучении является кластеризация, которая берет непомеченные данные и использует алгоритмы для отнесения похожих элементов данных в соответствующие группы. Процесс обычно начинается с догадок и продолжается итеративными вычислениями с целью получения более оптимальных результатов. В центре этого процесса лежит отыскание элементов данных, которые находятся близко друг к другу, что может быть достигнуто с помощью различных количественных методов:

¹ См. <https://code.fb.com/ml-applications/advancing-state-of-the-art-image-recognition-with-deep-learning-on-hashtags/>.

- *евклидова метрика* — это прямая линия между двумя точками данных. Евклидова метрика встречается в машинном обучении довольно часто;
- *метрика косинусного подобия* — как следует из ее названия, вы будете использовать косинус для измерения угла. Идея заключается в том, чтобы найти сходство между двумя точками данных, имея в виду ориентацию;
- *манхэттенская метрика* — указанная метрика предусматривает взятие суммы абсолютных расстояний двух точек на координатах графа. Она называется манхэттенской потому, что ссылается на схему улиц между городскими кварталами, которая позволяет сократить расстояния поездок.

С точки зрения вариантов использования кластеризации одним из наиболее часто встречающихся вариантов является сегментация клиентов, которая помогает лучше ориентироваться в маркетинговых сообщениях. В большинстве случаев группа, имеющая сходные характеристики, скорее всего, будет иметь совместные интересы и предпочтения.

Еще одним приложением является сентиментный анализ, или анализ настроений, где вы проводите глубинный анализ данных социальных сетей и отыскиваете тренды. Для компании из индустрии моды это может иметь решающее значение в понимании того, как адаптировать стили предстоящей линии одежды.

Далее, помимо просто кластеризации, существуют и другие подходы. Вот лишь три из таких.

- *Ассоциация*. Основная идея заключается в том, что если происходит X , то, скорее всего, произойдет Y . Таким образом, если вы покупаете мою книгу об ИИ, то вы, вероятно, захотите купить другие книги в этом жанре. С помощью ассоциации алгоритм глубокого обучения может расшифровывать такие виды связей. Это может приводить к построению мощных рекомендательных механизмов.
- *Обнаружение аномалий*. Этот подход позволяет идентифицировать выбросы или аномальные регулярности в наборе данных, что бывает полезным в приложениях по обеспечению кибербезопасности. По словам Асафа Сидона (Asaf Cidon), вице-

президента по обеспечению безопасности электронной почты в компании Barracuda Networks, "мы обнаружили это, комбинируя множество разных сигналов — таких как тело и заголовок электронной письма, социальный граф коммуникаций, IP-логины, правила пересылки входящих сообщений и т. д., — мы можем достичь чрезвычайно высокой точности в обнаружении социально-инжиниринговых атак, даже несмотря на то, что эти атаки очень персонализированы и нацелены на конкретного человека в конкретной организации. Машинное обучение позволяет нам обнаруживать атаки, исходящие из организации, источником которых является законный почтовый ящик сотрудника, что было бы невозможно сделать с помощью статического универсального механизма на основе правил"¹.

- *Автокодировщики*. С их помощью данные будут помещаться в сжатую форму, а затем реконструироваться. Из этой процедуры могут возникать новые регулярности. Однако автокодировщики на практике встречаются редко. Но они могут показать свою полезность в таких приложениях, как уменьшение шума в данных.

Нужно учесть, что многие исследователи ИИ считают, что неконтролируемое самообучение, вероятно, будет иметь решающее значение для следующего уровня достижений. Согласно статье в журнале Nature, написанной Янном Лекуном, Джефффри Хинтоном и Йошуа Бенгио (Yoshua Bengio), "мы ожидаем, что в долгосрочной перспективе неконтролируемое машинное самообучение станет гораздо более важным. Самообучение у людей и животных в значительной степени является неконтролируемым: мы открываем структуру мира за счет того, что мы за ним наблюдаем, а не за счет того, что нам называют имя каждого объекта"².

¹ Взято из интервью автора в феврале 2019 года с Асафом Сидоном, вице-президентом по обеспечению безопасности электронной почты в Barracuda Networks.

² См. <https://towardsdatascience.com/simple-explanation-of-semi-supervised-learning-and-pseudo-labeling-c2218e8c769b>.

Подкрепляемое самообучение

Когда вы были еще ребенком и хотели поиграть в новый командный вид спорта, скорее всего, вы не читали инструкцию. Вместо этого вы наблюдали за тем, как это делают другие люди, и пытались понять, что происходит. В некоторых ситуациях вы допускали ошибки и теряли мяч, и ваши товарищи по команде выражали свое неудовольствие. Но в других случаях вы делали правильные ходы и забивали. Благодаря этому процессу проб и ошибок ваша учеба совершенствовалась на основе положительного и отрицательного подкрепления.

На высоком уровне это аналогично подкрепляемому самообучению. Оно было ключевым для нескольких наиболее заметных достижений в области ИИ, таких как:

- *игры* — они идеально подходят для подкрепляемого самообучения, т. к. есть четкие правила, баллы и различные ограничения (например, игровая доска). Во время строительства модели вы можете протестировать ее с помощью миллионов симуляций, в результате чего система будет быстро становиться все умнее и умнее. Именно так программа может научиться обыгрывать чемпиона мира по го или шахматам;
- *робототехника* — ключевым моментом здесь является способность перемещаться в пространстве, и это требует оценивания окружающей среды со многих разных точек. Если робот хочет переместиться, скажем, на кухню, ему нужно будет обойти мебель и другие препятствия. Если он наталкивается на предметы, происходит действие на основе отрицательного подкрепления.

Полуконтролируемое самообучение

Это смесь контролируемого и неконтролируемого самообучения. Оно происходит, когда у вас есть небольшой объем непомеченных данных. Но вы можете использовать системы глубокого обучения для трансляции неконтролируемых данных в контролируемые данные. Этот процесс называется *псевдоразметкой*. После этого вы можете применить соответствующие алгоритмы.

Интересным примером использования полуконтролируемого самообучения является интерпретация магнитно-резонансной томограммы (МРТ). Рентгенолог может сначала пометить снимки, и после этого система глубокого обучения может найти остальные регулярности.

Распространенные типы алгоритмов машинного обучения

В этой книге просто не хватит места на то, чтобы охватить все алгоритмы машинного обучения! Вместо этого лучше сосредоточиться на наиболее распространенных из них.

В оставшейся части этой главы мы рассмотрим их для следующих целей.

- *Контролируемое самообучение.* Вы можете свести алгоритмы к двум вариантам. Один из них — классификация, которая разбивает набор данных на часто встречающиеся метки. Примерами таких алгоритмов являются наивный байесовский классификатор и k ближайших соседей (нейронные сети будут рассмотрены в главе 4). Далее идет регрессия, которая отыскивает в данных непрерывные регулярности. Для этого мы рассмотрим линейную регрессию, ансамблевое моделирование и деревья решений.
- *Неконтролируемое самообучение.* В этой категории мы обсудим кластеризацию. Для этого мы рассмотрим кластеризацию на основе k средних.

На рис. 3.3 представлена общая структура алгоритмов машинного обучения.

Наивный байесовский классификатор (контролируемое самообучение/классификация)

Ранее в этой главе мы коснулись теоремы Байеса. Что касается машинного обучения, то указанная теорема подверглась модифи-



Рис. 3.3. Общая структура алгоритмов машинного обучения

кации, превратившись в так называемый наивный байесовский классификатор. Он является "наивным" из-за принятого допущения о том, что переменные не зависят друг от друга, т. е. возникновение одной переменной не связано с другими. Правда, это может выглядеть как недостаток. Но дело в том, что наивный байесовский классификатор оказался достаточно эффективным и быстрым в разработке.

Следует также отметить еще одно допущение: априорное допущение. Оно говорит о том, что предсказания будут неверными, если данные изменились.

Существует три варианта наивного байесовского классификатора:

- *бернуллев* — если у вас двоичные данные (истина/ложь, да/нет);
- *мультиномиальный* — если данные являются дискретными, например число страниц книги;
- *гауссов* — если вы работаете с данными, которые подчиняются нормальному распределению.

Распространенным вариантом использования наивных байесовских классификаторов является анализ текста. Примеры включают обнаружение спама в электронной почте, сегментацию клиен-

тов, сентиментный анализ, медицинскую диагностику и предсказания погоды. Причина в том, что этот подход полезен в классифицировании данных, поскольку основывается на ключевых признаках и регулярностях.

Для того чтобы увидеть, как это делается, давайте рассмотрим пример: предположим, вы запускаете веб-сайт электронной коммерции и имеете крупную базу данных клиентских транзакций. Вы хотите увидеть, каким образом такие переменные, как рейтинги отзывов о продуктах, скидки и время года, влияют на продажи.

В табл. 3.2 показано, как выглядит набор данных.

Таблица 3.2. Набор данных клиентских транзакций

Скидка	Отзыв о продукте	Покупка
Да	Высокий	Да
Да	Низкий	Да
Нет	Низкий	Нет
Нет	Низкий	Нет
Нет	Низкий	Нет
Нет	Высокий	Да
Да	Высокий	Нет
Да	Низкий	Да
Нет	Высокий	Да
Да	Высокий	Да
Нет	Низкий	Нет
Нет	Низкий	Да
Да	Высокий	Да
Да	Низкий	Нет

Затем вы организуете эти данные в частотные таблицы (табл. 3.3 и 3.4).

Таблица 3.3. Таблица частот скидок

		Покупка	
		да	нет
Скидка	Да	19	1
	Да	5	5

Таблица 3.4. Таблица частот отзывов о продуктах

		Покупка		
		да	нет	всего
Отзывы о продукте	Высокий	21	2	11
	Низкий	3	4	8
	Всего	24	6	19

Глядя на эти данные, мы называем покупку событием, а скидку и отзывы о продуктах — независимыми переменными. Затем мы можем составить таблицу вероятностей для одной из независимых переменных, скажем об отзывах о продуктах (табл. 3.5).

Таблица 3.5. Таблица вероятностей отзывов о продуктах

		Покупка		
		да	нет	
Отзывы о продукте	Высокий	9/24	2/6	11/30
	Низкий	7/24	1/6	8/30
		24/30	6/30	

Используя эту таблицу, мы можем видеть, что вероятность покупки, когда имеется низкий отзыв о продукте, составляет $7/24$, или 29%. Другими словами, наивный байесовский классификатор позволяет делать более гранулярные предсказания внутри набора данных. Он также относительно легко тренируется и может хорошо работать с малыми наборами данных.

К ближайших соседей (контролируемое самообучение/классификация)

К ближайших соседей (k -NN, k -Nearest Neighbors) — это метод классифицирования набора данных (k представляет число соседей). В теории те значения, которые находятся близко друг к другу, скорее всего, будут для модели хорошими предсказателями. Думайте о ней, как в поговорке "рыбак рыбака видит издалека".

Примером использования k -NN является кредитный рейтинг, который основан на различных факторах, таких как доход, история платежей, местоположение, владение домом и т. д. Указанный алгоритм разделит набор данных на разные сегменты клиентов. Затем, когда в базу добавляется новый клиент, вы увидите, в какой кластер он попадает, — это и будет кредитным рейтингом.

Алгоритм k -NN на самом деле вычисляется просто. По сути дела, он называется ленивым самообучением, потому что нет никакого тренировочного процесса с помощью данных.

Для того чтобы применить k -NN, вам нужно подобрать вид расстояния между ближайшими значениями. Если значения являются числовыми, то они могут быть основаны на евклидовом расстоянии, что требует сложной математики. Если же присутствуют категориальные данные, то вы можете использовать метрику наложения¹ (это ситуация, когда данные одинаковы или очень похожие).

Далее вам нужно будет определить число соседей. Хотя наличие большего их числа сглаживает модель, оно также может означать необходимость в огромном объеме вычислительных ресурсов. Для того чтобы этим управлять, вы можете назначить более высокие веса тем данным, которые находятся к своим соседям ближе.

¹ Коэффициент наложения (overlap metric), или мера Шимкевича-Симпсона, — это бинарная мера сходства; измеряет наложение между двумя конечными множествами. — *Прим. перев.*

Линейная регрессия (контролируемое самообучение/ регрессия)

Линейная регрессия показывает связь между некоторыми переменными. Это уравнение — при условии наличия достаточного объема качественных данных — помогает предсказывать результаты, основываясь на исходных данных.

Пример: предположим, у нас есть данные о числе часов, затрачиваемых на подготовку к экзамену, и экзаменационных баллах (табл. 3.6).

Таблица 3.6. Часы, затрачиваемые на учебу, и баллы

Число часов на учебу	Балл, %
1	0,75
1	0,69
1	0,71
3	0,82
3	0,83
4	0,86
5	0,85
5	0,89
5	0,84
6	0,91
6	0,92
7	0,95

Видно, что общая связь является положительной (она описывает тенденцию, когда более высокий экзаменационный балл коррелирует с большим числом часов, затрачиваемых на учебу). С помощью регрессионного алгоритма мы можем построить оптимально подогнанную линию (это делается с помощью вычисле-

ния под названием "наименьшие квадраты", которое минимизирует ошибки), рис. 3.4.

Из этого мы получаем следующее уравнение:

$$\text{оценка} = \text{число часов на учебу} \times 0,03731 + 0,6889.$$

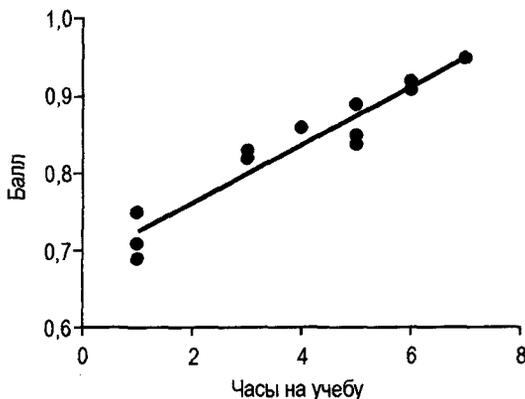


Рис. 3.4. График линейной регрессионной модели, которая основана на часах, затрачиваемых на учебу

Далее, предположим, что вы готовитесь к экзамену 4 часа. Каким будет ваш оценочный балл? Данное уравнение говорит нам, каким он будет:

$$0,838 = 4 \times 0,03731 + 0,6889.$$

Насколько это уравнение является точным? Для того чтобы ответить на этот вопрос, мы можем применить вычисление под названием *R*-квадрат. В нашем случае он равен 0,9180 (его результат колеблется в интервале от 0 до 1). Чем ближе значение к 1, тем лучше подгонка. Так что показатель 0,9180 является довольно высоким. Это значит, что часы, затрачиваемые на учебу, объясняют 91,8% балла за экзамен.

Следует признать, что эта модель является упрощенной. Для более качественного отражения реальности вы можете добавить больше переменных, объясняющих экзаменационный балл, — скажем, посещаемость студента. При этом вы будете использовать так называемую *многомерную регрессию*.

■ **ПРИМЕЧАНИЕ.** Если коэффициент для некой переменной достаточно мал, то, возможно, стоит подумать о том, чтобы не включать эту переменную в модель.

Иногда данные также могут выстраиваться не на прямой линии, и в этом случае регрессионный алгоритм работать не будет. Но вы можете использовать более сложную его версию под названием *полиномиальной регрессии*.

Дерево решений (контролируемое самообучение/ регрессия)

Несомненно, с некоторыми наборами данных кластеризация может не работать. Но хорошая новость состоит в том, что существуют альтернативы, такие как дерево решений. Этот подход обычно работает лучше с нечисловыми данными.

Началом дерева решений является корневой узел, который находится в верхней части схемы. С этого места выстраивается дерево путей принятия решений, которые называются ответвлениями (сплитами). В этих точках вы будете использовать алгоритм для принятия решения, и в них же будет вычисляться вероятность. В конце дерева будет лист (или результат).

Известным в кругах машинного обучения примером является использование дерева решений для трагического крушения парохода "Титаник". Модель предсказывает выживание пассажира на основе трех признаков: пола, возраста и количества супругов или детей. Вот как это выглядит на рис. 3.5.

У деревьев решений есть явные преимущества. Они просты в понимании, хорошо работают с крупными наборами данных и обеспечивают прозрачность модели.

Однако деревья решений также имеют недостатки. Один из них — распространение ошибок. Если одно из ответвлений оказывается неверным, то эта ошибка каскадом распространяется на всю остальную модель!

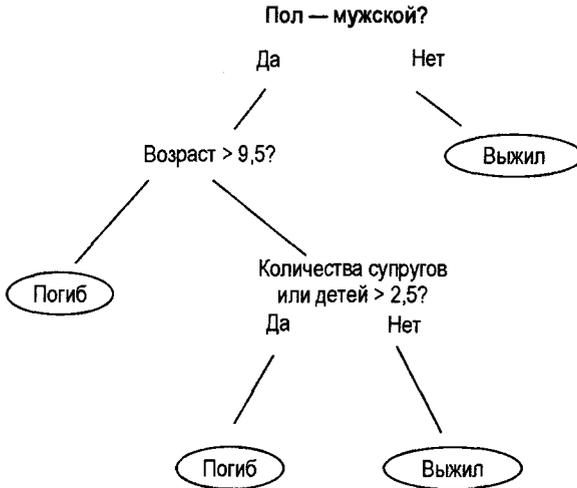


Рис. 3.5. Базовый алгоритм дерева решений для предсказания выживания на "Титанике"

Далее, по мере роста деревьев решений, будет возрастать сложность модели, т. к. появится больше точек принятия решений. В конечном счете это приводит к пониженной результативности модели.

Ансамблевое моделирование (контролируемое самообучение/регрессия)

Ансамблевое моделирование означает использование для ваших предсказаний более чем одной модели. Несмотря на то что этот подход увеличивает сложность, он, как было доказано на практике, генерирует сильные результаты.

Для того чтобы увидеть его в действии, взгляните на конкурс "Приз Netflix", который стартовал в 2006 году. Указанная компания объявила, что заплатит 1 млн долларов любому разработчику или любой команде, которая сможет улучшить точность их системы рекомендаций кинофильмов на 10% или более. Компания Netflix также предоставила набор данных с более чем 100 млн

рейтингов 17 770 фильмов от 480 189 пользователей¹. В конечном итоге этот набор данных был скачан более 30 тыс. раз.

Почему компания Netflix все это сделала? Веская причина заключается в том, что собственные инженеры компании испытывали трудности с дальнейшим продвижением вперед. И тогда пришла мысль: почему бы не дать людям выяснить пути дальнейшего продвижения? Этот подход оказался довольно оригинальным — и выплата в 1 млн долларов была действительно скромной по сравнению с потенциальными выгодами.

Конкурс, безусловно, вызвал большую активность со стороны программистов и исследователей данных, начиная от студентов и заканчивая сотрудниками таких компаний, как AT&T.

Компания Netflix также сделала конкурс простым. Главное требование состояло в том, что команды должны были раскрывать свои методы, что помогало повышать результаты (имелась даже информационная панель с рейтингами команд).

Но приз нашел победителя только в 2009 году. Одержала верх команда под названием BellKor's Pragmatic Chaos (Прагматичный хаос БеллКора). С другой стороны, были и серьезные трудности.

Тогда каким образом победившей команде удалось справиться? Первым шагом было создание базовой модели, которая сгладила сложные проблемы в данных. Например, некоторые фильмы имели только несколько рейтингов, в то время как у других их было тысячи. Имелась также острая проблема, когда некоторые пользователи всегда оценивали фильм одной звездой. Для того чтобы справиться с этими проблемами, команда BellKor использовала машинное обучение для предсказания рейтингов, что позволяло ей заполнять пробелы.

После того как модель базового уровня была завершена, появились более серьезные трудности, которые нужно было преодолеть, как, например:

- система может в итоге рекомендовать одинаковые фильмы многим пользователям;

¹ См. www.thrillist.com/entertainment/nation/the-netflix-prize.

- некоторые фильмы могут плохо вписываться в жанры; например, кинофильм "Чужой" на самом деле является смесью жанров научной фантастики и ужасов;
- имелись кинофильмы, такие как "Наполеон Динамит", которые алгоритмам было чрезвычайно трудно понять;
- рейтинги фильмов с течением времени часто изменяются.

Победившая команда применяла ансамблевое моделирование, которое включало сотни алгоритмов. Ее участники тоже использовали так называемый бустинг (ансамблевое усиление), где вы строите модели, которые следуют друг за другом. При этом веса в алгоритмах корректируются на основе результатов предыдущей модели, что помогает предсказаниям становиться лучше с течением времени (еще один подход, так называемый бэггинг, или пакетное усреднение, заключается в том, что вы строите разные модели параллельно, а затем выбираете лучшую).

Но в конце концов команда BellKor нашла решение. Однако, несмотря на это, компания Netflix не стала использовать эту модель! Теперь не ясно, почему это было сделано. Возможно, дело было в том, что компания Netflix все равно отходила от пятизвездочных рейтингов и больше сосредотачивалась на потоковой передаче. Конкурс также осуждали люди, которые думали, что в нем, возможно, имелись нарушения конфиденциальности.

Как бы то ни было, этот конкурс подчеркнул мощь машинного обучения — и важность сотрудничества.

Кластеризация на основе k средних (неконтролируемое самообучение/кластеризация)

Алгоритм кластеризации на основе k средних, эффективный для крупных наборов данных, помещает похожие непомеченные данные в разные группы. Первый шаг состоит в том, чтобы выбрать величину k , т. е. число кластеров. Для этого вы можете выполнить визуализацию данных, чтобы увидеть наличие заметных группирующихся областей.

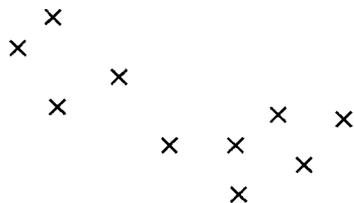


Рис. 3.6. Первоначальный график разброса данных

Взгляните на на рис. 3.6, где приведен пример данных.

В этом примере мы будем исходить из того, что имеется два кластера, и это означает, что также будет два центроида. Центроид — это середина кластера. Мы назначим их случайным образом, как показано на рис. 3.7.

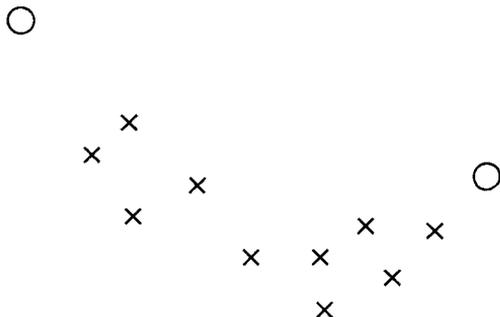


Рис. 3.7. График показывает два центроида, представленные кругами, которые размещены случайным образом

Как вы видите, центроид в левом верхнем углу выглядит совершенно неправильным, а тот, что справа, — получше. Затем алгоритм k средних приступит к вычислению средних расстояний между центроидами и будет изменять их местоположение. Это будет повторяться до тех пор, пока ошибки не станут достаточно минимальными, т. е. до точки, которая называется сходимением (рис. 3.8).

Разумеется, эта иллюстрация является упрощенной. Но, конечно, при наличии сложного набора данных будет трудно определить число первоначальных кластеров. В этом случае можно поэкспе-

риментировать с различными величинами k , а затем измерить средние расстояния. Проведя это несколько раз, вы должны получить более точные результаты.

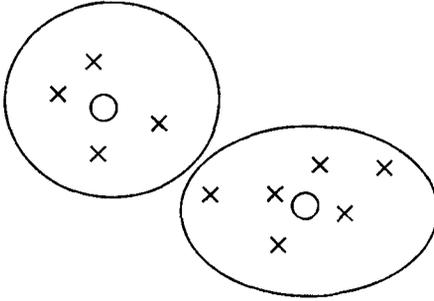


Рис. 3.8. Путем итераций алгоритм на основе k средних улучшает свою работу по группированию данных

Тогда почему просто не взять для k большое число? Вы, конечно же, можете это сделать. Но когда вы вычислите среднее значение, то заметите, что будут только незначительные улучшения. Поэтому один из способов — остановиться в точке, где это начинает происходить. Это видно на рис. 3.9.

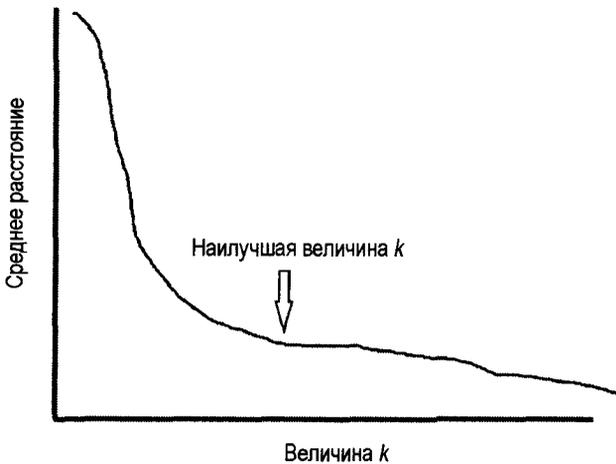


Рис. 3.9. График показывает оптимальную точку для величины k в алгоритме k средних

Однако у алгоритма k средних есть свои недостатки. Например, он плохо работает с несферическими данными (рис. 3.10).

При этом алгоритм k средних, скорее всего, не будет воспринимать окружающие данные, даже если в них имеется регулярность. Однако существует несколько алгоритмов, которые здесь приходят на помощь, такие как DBScan (density-based spatial clustering of applications with noise — плотностная пространственная кластеризация приложений с шумом), предназначенный для обработки смеси широко варьирующихся наборов данных. При этом следует учесть, что DBScan требует больших вычислительных мощностей.

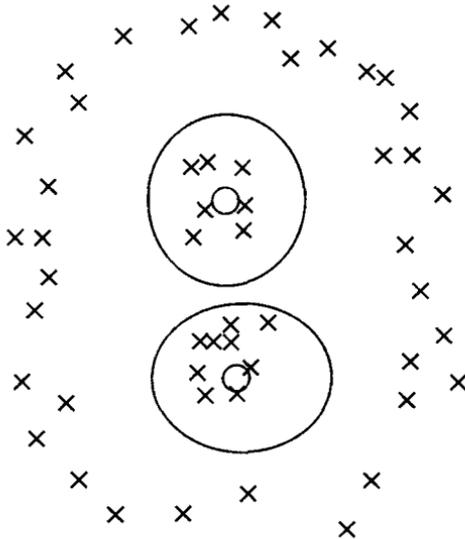


Рис. 3.10. Демонстрация того, где алгоритм k средних не работает с несферическими данными

Далее, бывают ситуации, когда одни кластеры имеют много данных, а другие — мало. Что может случиться? Есть вероятность, что алгоритм k средних не уловит последние. Именно это показано на рис. 3.11.

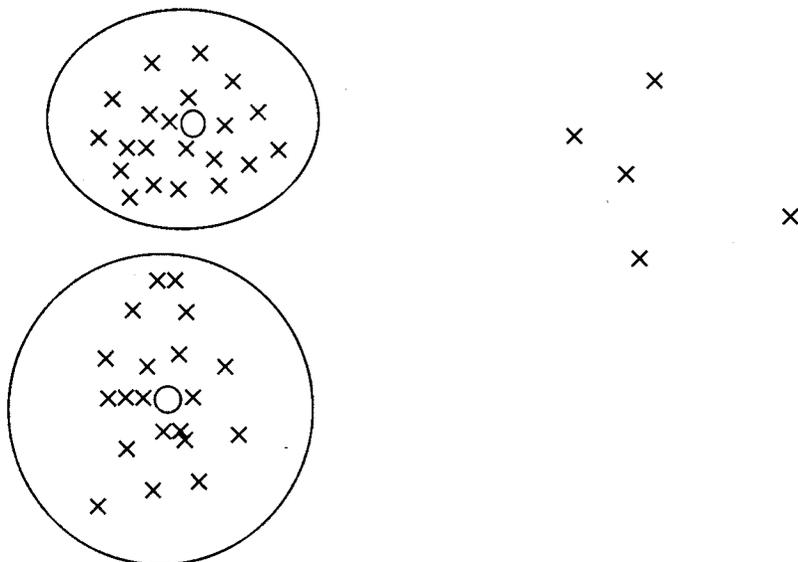


Рис. 3.11. Если имеются области редких данных, то алгоритм k средних может их не уловить

Вывод

Приведенные выше алгоритмы могут становиться очень сложными и требуют по-настоящему сильных технических навыков. Но важно не слишком увязнуть в технологии. В конце концов, центральным является отыскание способов использования машинного обучения для достижения четких целей.

Опять же, компания Stich Fix является хорошим примером, который позволяет сориентироваться по этому вопросу. В ноябрьском выпуске журнала Harvard Business Review за 2018 год, ежемесячного научно-популярного журнала по вопросам управления бизнесом, главный специалист по алгоритмам этой компании Эрик Колсон (Eric Colson) опубликовал статью "Наука о данных, обусловленная любопытством" (Curiosity-Driven Data Science)¹. В ней

¹ См. <https://hbr.org/2018/11/curiosity-driven-data-science>.

он поделился своим опытом создания организации, основанной на данных.

В ее основе лежит обеспечение исследователей данных возможностями для разведывания новых идей, концепций и подходов. Это привело к тому, что ИИ внедряется в стержневые функции бизнеса, такие как управление запасами, управление взаимоотношениями, логистика и приобретение сопутствующих товаров. Это внедрение приобрело трансформирующий характер, делая организацию гибче и оптимизированнее. Колсон также считает, что оно обеспечило "защитный барьер против конкуренции".

Его статья содержит и другие полезные советы по анализу данных.

- *Исследователи данных.* Они не должны быть частью еще одного отдела. Скорее наоборот, они должны иметь собственный отдел, который подчиняется непосредственно генеральному директору. Это помогает сосредотачиваться на ключевых приоритетах, а также иметь целостное представление о потребностях организации.
- *Эксперименты.* Когда у исследователя данных появляется новая идея, ее следует протестировать на небольшой выборке клиентов. Если она набирает достаточные обороты, то ее можно выкатить на остальную часть базы.
- *Ресурсы.* Исследователям данных требуется полный доступ к данным и инструментам. Кроме того, необходимо постоянно повышать квалификацию.
- *Специалисты широкого профиля.* Следует нанимать исследователей данных, осведомленных в широком круге предметных областей, таких как моделирование, машинное обучение и аналитика (Колсон называет этих людей "полностековыми исследователями данных"). Это приводит к созданию небольших команд, которые зачастую являются более эффективными и продуктивными.
- *Культура.* Колсон ищет такие ценности, как "учиться на практике, чувствовать себя комфортно в работе с неоднозначностью, балансировать между долгосрочными и краткосрочными выигрышами".

Ключевые моменты

- Машинное обучение, корни которого уходят в 1950-е годы, — это та область, где компьютер может учиться, не будучи явно запрограммированным. Вместо этого он будет поглощать и обрабатывать данные, используя сложные статистические методы.
- Выброс — это данные, которые находятся далеко за пределами остальных чисел в наборе данных.
- Стандартное отклонение измеряет среднее расстояние от среднего значения.
- Нормальное распределение, имеющее форму колокола, представляет собой сумму вероятностей для переменной.
- Теорема Байеса — это изощренный статистический метод, обеспечивающий более глубокий взгляд на вероятности.
- Истинное утверждение (истинноположительный результат) — это утверждение, при котором модель делает правильное предсказание. Ложное утверждение (ложноположительный результат), с другой стороны, — это утверждение, при котором модельное предсказание показывает, что результат является истинным, даже если это не так.
- Корреляция Пирсона показывает силу связи между двумя переменными в интервале от 1 до -1 .
- Извлечение признаков, или выработка признаков, описывает процесс отбора переменных для модели. Оно является очень важным, поскольку даже одна неверная переменная может оказать существенное влияние на результаты.
- Тренировочные данные — это данные, которые используются для создания связей в алгоритме. С другой стороны, тестовые данные применяются для оценивания модели.
- Контролируемое самообучение использует помеченные данные для создания модели, в то время как неконтролируемое самообучение этого не делает. Существует также полуконтролируемое самообучение, в котором применяется сочетание обоих подходов.

- Подкрепляемое самообучение — это способ натренировать модель, поощряя точные предсказания и наказывая те, которые таковыми не являются.
- *K* ближайших соседей (*k*-NN) — это алгоритм, основанный на представлении, что значения, которые находятся друг к другу близко, являются для модели хорошими предсказателями.
- Линейная регрессия оценивает связь между теми или иными переменными. *R*-квадрат будет указывать на силу этих связей.
- Дерево решений — это модель, основанная на рабочем процессе принятия решений типа "да/нет".
- Ансамблевая модель использует для предсказаний более одной модели.
- Алгоритм кластеризации на основе *k* средних помещает похожие непомеченные данные в разные группы.

Глубокое обучение

РЕВОЛЮЦИЯ В ИСКУССТВЕННОМ ИНТЕЛЛЕКТЕ

Возьмите любую старую классификационную задачу, где у вас много данных, и она будет решена с использованием глубокого обучения. В будущем для глубокого обучения найдутся тысячи применений.

— *Джеффри Хинтон, англоканадский когнитивный психолог и ученый в области компьютерных наук*¹

Фей-Фей Ли, получившая степень с отличием бакалавра физики в Принстоне в 1999 году и докторскую степень по электротехнике в Калифорнийском технологическом институте в 2005 году, сосредоточила свои блестящие способности на разработке моделей искусственного интеллекта. Но у нее была серьезная проблема: поиск качественных наборов данных. Сначала она попыталась создавать их вручную, например, с участием аспирантов, которые скачивали изображения из Интернета. Но этот процесс был слишком медленным и утомительным.

Однажды один студент посоветовал Ли обратить внимание на онлайн-ую службу Mechanical Turk на Amazon.com, использующую для решения задач краудсорсинг², и это может быть хорошим способом масштабирования процесса. Эта служба позволит быстро и точно размечать данные.

¹ См. Сиддхартха Мукерджи. Алгоритм вас сейчас увидит // The New Yorker. — 2017. — 3 апреля. <https://www.newyorker.com/magazine/2017/04/03/ai-versus-md>.

² Прямое вовлечение людей через Интернет. — *Прим. перев.*

Ли попробовала, и все получилось очень хорошо. К 2010 году она создала базу данных ImageNet, которая имела 3,2 млн изображений в более чем 5200 категориях.

И все же эта база данных получила прохладный отклик от академического сообщества. Но это не остановило Ли, и она продолжала неустанно трудиться, пропагандируя этот набор данных. В 2012 году она организовала конкурс, чтобы побудить исследователей создавать более эффективные модели и расширять границы инноваций. И этот набор данных стал решающей силой в изменении правил игры, а конкурс — ежегодным мероприятием.

На первом конкурсе профессора из Университета Торонто — Джеффри Хинтон, Илья Суцкевер (Ilya Sutskever) и Алекс Крижевский (Alex Krizhevsky) — использовали сложные алгоритмы глубокого обучения. И результаты были выдающимися. Созданная ими система, получившая название AlexNet, опередила всех остальных участников с перевесом в 10,8%¹.

Это достижение не было каким-то счастливым стечением обстоятельств. В течение нескольких лет после этого глубокое обучение продолжало демонстрировать ускоренное улучшение набора данных ImageNet. На текущий момент частота ошибок глубокого обучения составляет всего 2% или около того — что лучше, чем у людей.

Кстати, Ли с тех пор стала профессором в Стэнфорде и содиректором лаборатории искусственного интеллекта (AI lab) университета. Она также является главным научным сотрудником компании Google в области ИИ и машинного обучения. Стоит ли говорить, что теперь, когда у нее появляются новые идеи, люди прислушиваются!

В этой главе мы рассмотрим глубокое обучение, которое, несомненно, является самой горячей областью ИИ. Оно привело к крупным достижениям в таких областях, как самоуправляемые автомобили и виртуальные помощники, подобные Siri.

¹ См. <https://qz.com/1034972/the-data-that-changed-the-direction-of-ai-research-and-possibly-the-world/>.

Да, глубокое обучение как предмет изучения бывает сложным, и эта область постоянно претерпевает изменения. Но мы посмотрим на главные идеи и тренды, не вдаваясь в технические детали.

Разница между глубоким и машинным обучением

Часто существует путаница между глубоким обучением и машинным обучением. И это вполне оправданно. Обе темы являются довольно сложными, и у них много общего.

Поэтому в целях понимания разницы между ними давайте сначала рассмотрим два высокоуровневых аспекта машинного обучения и их связь с глубоким обучением. Прежде всего, хотя и то и другое обычно требует больших объемов данных, оба типа, как правило, различаются.

Рассмотрим следующий пример: предположим, у нас есть фотографии тысяч животных и мы хотим создать алгоритм отыскания лошадей. Так вот, машинное обучение не может анализировать фотографии, взятые как таковые; как раз напротив, данные должны быть помечены. Затем алгоритм машинного обучения будет натренирован распознавать лошадей в ходе процесса, именуемого контролируемым самообучением (описанного в *главе 3*).

Несмотря на то что машинное обучение, скорее всего, даст хорошие результаты, оно все равно будет иметь ограничения. Учитывая это, не лучше ли обратиться к пикселям самих фотографий и отыскать регулярности? Несомненно.

Для этого в машинном обучении необходимо использовать процесс, именуемый извлечением признаков. Это означает, что вы должны сформулировать такие характеристики лошади, как форма, копыта, окрас и рост, которые алгоритмы затем попытаются идентифицировать.

Опять же, этот подход неплох, но он далек от совершенства. Что делать, если ваши признаки не соответствуют действительности либо не учитывают выбросы или исключения? В таких случаях

точность модели, скорее всего, пострадает. В конце концов, существует много подвидов лошадей. Извлечение признаков также имеет недостаток в том, что оно игнорирует крупный объем данных. В некоторых случаях использования извлекать признаки становится чрезмерно сложно — если не невозможно. Взгляните на компьютерные вирусы. Их структуры и шаблоны, именуемые сигнатурами, постоянно изменяются, что позволяет им проникать в вычислительные системы. Но при извлечении признаков человек должен каким-то образом предвосхищать это, что в принципе не осуществимо на практике. Вот почему программно-информационное обеспечение в области кибербезопасности часто заключается в сборе сигнатур после того, как вирус нанес повреждения.

А вот с помощью глубокого обучения эти задачи можно решать. Этот подход анализирует все данные — пиксел за пикселом — и затем отыскивает связи с помощью нейронной сети, которая имитирует человеческий мозг.

Давайте посмотрим.

Так что же такое глубокое обучение?

Глубокое обучение — это подобласть машинного обучения. Этот тип системы позволяет обрабатывать огромные объемы данных с целью отыскания связей и регулярностей, которые люди часто не в состоянии обнаружить. Слово "глубокий" относится к числу скрытых слоев в нейронной сети, которые обеспечивают большую часть способностей к самообучению.

В том, что касается тематики ИИ, глубокое обучение находится на переднем крае и часто порождает основную шумиху в магистральных средствах массовой информации. "[Глубоко обучающийся] ИИ — это новое электричество" — так расхваливал его Эндрю Ян-Так Ын (Andrew Yan-Tak Ng), бывший главный исследователь данных в компании Baidu и соучредитель исследовательского проекта Google Brain¹.

¹ См. <https://medium.com/@GabriellaLeone/the-best-explanation-machine-learning-vs-deep-learning-d5c123405b11>.

Но также важно помнить, что глубокое обучение все еще находится на ранних стадиях развития и коммерциализации. Так, примерно в 2015 году компания Google начала использовать эту технологию для своей поисковой системы.

Как мы видели в *главе 1*, история нейронных сетей была полна приливов и отливов. Именно Фрэнк Розенблатт был первым, кто создал персептрон, представлявший собой довольно простую систему. Но реальный научный прогресс в нейронных сетях не происходил вплоть до 1980-х годов, в частности, за счет инновационных прорывов с участием обратного распространения, сверточных и рекуррентных нейронных сетей. Для того чтобы глубокое обучение оказало влияние на реальный мир, потребовался ошеломляющий рост объема данных, например из Интернета, и резкий рост вычислительной мощности.

Человеческий мозг и глубокое обучение

Человеческий мозг, весящий всего около 1,5 кг, представляет собой удивительное достижение эволюции. В нем имеется около 86 млрд нейронов, часто именуемых серым веществом, которые связаны триллионами синапсов. Думайте о нейронах как о центральных процессорах (ЦП), которые вбирают данные. Самообучение происходит за счет усиления или ослабления синапсов.

Мозг состоит из трех областей: переднего, среднего и заднего. Среди них есть множество участков, которые выполняют различные функции. Несколько главных включают в себя следующее:

- *гиппокамп* — это участок, где ваш мозг хранит воспоминания. На самом деле, это та часть, которая перестает функционировать, когда у человека проявляется болезнь Альцгеймера, при которой человек теряет способность формировать кратковременные воспоминания;
- *лобная доля* — здесь мозг сосредоточен на эмоциях, речи, творчестве, суждениях, планировании и рассуждениях;

- *кора головного мозга* — это, пожалуй, самый важный участок, когда мы ведем речь об ИИ. Кора головного мозга помогает с мышлением и другой познавательной деятельностью. Согласно исследованиям Сюзаны Херкулано-Хаузел (Suzana Herculano-Houzel), уровень интеллекта связан с числом нейронов именно в этой области мозга.

Тогда как глубокое обучение соотносится с человеческим мозгом? Имеются тонкие сходства. По крайней мере, в таких областях, как сетчатка, существует процесс поглощения данных и их обработки посредством сложной сети, которая основана на перевесовке значений. Но, разумеется, это лишь малая часть процесса усвоения. Кроме того, человеческий мозг хранит еще много загадок, и, конечно, он не основан на таких вещах, как цифровые вычисления (скорее всего, он представляет собой аналоговую систему). Однако по мере дальнейшего развития научных исследований открытия в области нейробиологии помогут в строительстве новых моделей ИИ.

Искусственные нейронные сети (ANN-сети)

На самом базовом уровне искусственная нейронная сеть (artificial neural network, ANN) — это функция, которая включает в себя блоки (также именуемые нейронами, персептронами, элементами или узлами). Каждый блок будет иметь величину и вес, который указывает на относительную важность, и будет входить в скрытый слой. Скрытый слой использует функцию, результат которой становится выходом. Существует также еще одна величина, именуемая смещением, которая является константой и используется при вычислении этой функции.

Такой тип тренировки модели называется нейронной сетью прямого распространения. Другими словами, сигнал движется от входа в скрытый слой и далее к выходу. Он не возвращается в цикле назад. Но он мог бы перейти в новую нейронную сеть, причем выход может стать входом.

На рис. 4.1 показана схема нейронной сети прямого распространения.

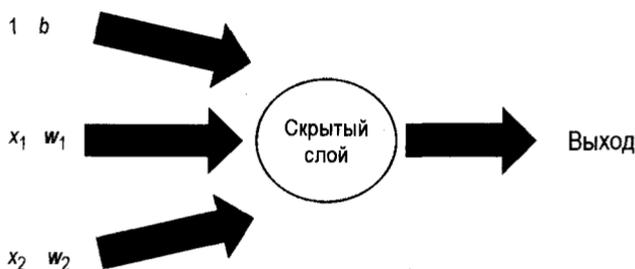


Рис. 4.1. Базовая нейронная сеть прямого распространения

Давайте посмотрим на это поглубже, взяв пример. Предположим, вы создаете модель, чтобы предсказывать, будут ли акции компании расти. Ниже приведены значения переменных, а также присвоенные им значения и веса:

- x_1 — выручка растет как минимум на 20% в год, значение равно 2;
- x_2 — общая рентабельность составляет не менее 20%, значение равно 4;
- $w_1 = 1,9$;
- $w_2 = 9,6$.
- b — это смещение (значение равно 1), которое помогает сглаживать вычисления.

Вы суммируете веса, а затем функция обработает информацию. Это часто предусматривает нелинейную активационную функцию, которая лучше отражает реальный мир, т. к. данные обычно не находятся на прямой линии.

Далее, имеется целый ряд активационных функций на выбор. Одной из самых распространенных является сигмоидальная. Она сжимает входное значение в интервал от 0 до 1. Чем оно ближе к 1, тем точнее модель.

Когда вы построите график этой функции, она примет S-образную форму (рис. 4.2).

Как видите, система является относительно упрощенной и не будет полезна в высококлассных моделях ИИ. Для того чтобы нарастить мощь, обычно требуется более одного скрытого слоя.

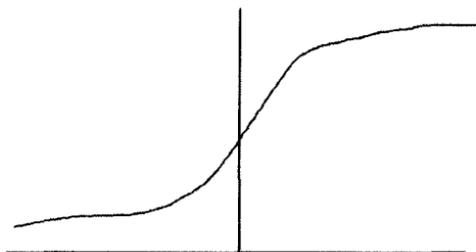


Рис. 4.2. Типичная сигмоидальная активационная функция

В результате получается многослойный перцептрон (multilayered perceptron, MLP). Это тоже помогает использовать так называемое обратное распространение, которое позволяет циклически передавать выходные данные по нейронной сети в обратном направлении.

Обратное распространение

Одним из главных недостатков искусственных нейронных сетей является процесс корректировки весов в модели. Традиционные подходы, такие как применение мутационного алгоритма, использовали случайные значения, и этот алгоритм оказался времязатратным.

С учетом этого исследователи искали альтернативы, такие как обратное распространение. Этот технический прием существовал с 1970-х годов, но не вызвал большого интереса, т. к. его производительность была недостаточной. Но Дэвид Румелхарт, Джеффри Хинтон и Рональд Уильямс понимали, что обратное распространение все-таки имеет потенциал, если этот прием будет усовершенствован. В 1986 году они написали работу, озаглавленную "Усвоение представлений путем обратного распространения ошибок", и она стала настоящей бомбой в сообществе ИИ¹. В ней было ясно показано, что обратное распространение может работать намного быстрее, а также позволяет создавать более мощные искусственные нейронные сети.

¹ См. Rumelhart D. E., Geoffrey Hinton E., Williams R. J. Learning Representations by Back-propagating Errors // Nature. — 1986. — № 323. — P. 533–536.

Нет ничего удивительного в том, что алгоритм обратного распространения влечет за собой много математических формул. Но если свести все к простой идее, то речь идет о корректировке нейронной сети при обнаружении ошибок, а затем итеративной передаче новых значений через нейронную сеть повторно. По существу, этот процесс предусматривает незначительные изменения, которые продолжают оптимизировать модель.

Например, предположим, что один из входов имеет выход 0,6. Это означает, что ошибка равна 0,4 (1,0 минус 0,6), что ниже нормы. Но тогда мы можем распространить выход по сети назад, и, возможно, новый выход может достичь 0,65. Этот тренировочный процесс будет продолжаться до тех пор, пока значение не станет намного ближе к 1.

На рис. 4.3 проиллюстрирован этот процесс. Сначала имеется высокий уровень ошибок, потому что веса являются слишком крупными. Но в результате выполнений итераций по сети ошибки будут постепенно уменьшаться. Однако слишком большое число итераций может привести к росту ошибок. Другими словами, цель обратного распространения состоит в том, чтобы отыскать срединную точку.

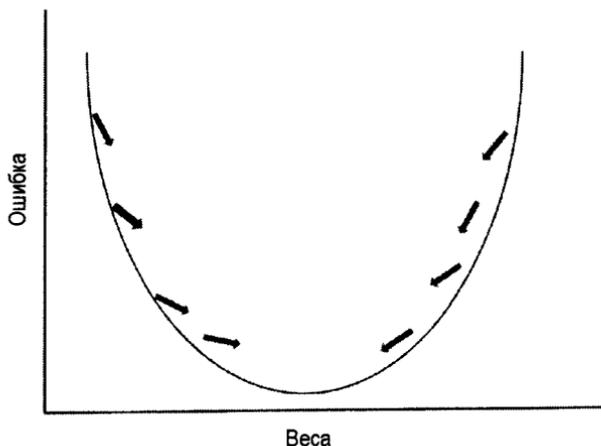


Рис. 4.3. Оптимальное значение для функции обратного распространения находится в нижней части графика

Индикатором успеха обратного распространения стало появление массы коммерческих приложений. Одно из них называлось NETtalk. Эта программа была разработана Терренсом Сейновски (Terrence Sejnowski) и Чарльзом Розенбергом (Charles Rosenberg) в середине 1980-х годов. Машина была способна учиться произносить английский текст. Программа NETtalk была настолько интересна, что ее даже демонстрировали в развлекательном игровом шоу Today show.

Кроме того, появилась масса различных стартапов, которые использовали обратное распространение, таких как HNC Software. Эта компания строила модели, которые выявляли мошенничество с кредитными картами. До того момента — когда компания HNC была основана в конце 1980-х годов — данный процесс осуществлялся в основном вручную, что приводило к дорогостоящим ошибкам и низким объемам эмиссии. Но, используя подходы на основе глубокого обучения, кредитно-карточные компании смогли сэкономить миллиарды долларов.

В 2002 году компания HNC была приобретена аналитической фирмой FICO (бывшая Fair, Isaac) и оценивалась в 810 млн долларов¹.

Различные нейронные сети

Самый базовый тип нейронной сети — это полносвязная нейронная сеть. Как следует из ее названия, именно здесь все нейроны имеют связи от слоя к слою. Эта сеть на самом деле является довольно популярной, т. к. она означает, что при создании модели не нужно много рассуждать.

Какие еще существуют нейронные сети? Самыми распространенными из них являются рекуррентная нейронная сеть (RNN-сеть, recurrent neural network), сверточная нейронная сеть (CNN-сеть, convolutional neural network) и генеративная состязательная сеть (GAN-сеть, generative adversarial network), которые мы рассмотрим далее.

¹ См. www.insurancejournal.com/news/national/2002/05/01/16857.htm.

Рекуррентная нейронная сеть (RNN-сеть)

С рекуррентной нейронной сетью (RNN-сетью) функция обрабатывает не только входы, но и входы, предыдущие во времени. Примером тому является то, что происходит, когда вы вводите символы в приложение обмена сообщениями. Когда вы начнете печатать, система будет предсказывать слова. Поэтому если вы наберете "He", то компьютер предложит "He", "Hello" и "Here's". RNN-сеть — это, по сути, цепочка нейронных сетей, которые питаются друг от друга на основе сложных алгоритмов.

У этой модели имеются вариации. Одна из них называется LSTM (long short-term memory — долгая краткосрочная память). Она явилась результатом работы, написанной профессорами Зеппом Хохрайтером (Sepp Hochreiter) и Юргеном Шмидхубером (Jürgen Schmidhuber) в 1997 году¹. В ней они изложили способ эффективного использования входов, отделенных друг от друга в течение длительных периодов времени, который позволяет применять больше наборов данных.

Конечно же, у RNN-сетей есть свои недостатки. Существует проблема исчезающего градиента, означающая, что точность модели уменьшается по мере того, как модели становятся крупнее. Тренировка моделей также может занимать больше времени.

Для того чтобы уладить эти трудности, компания Google разработала новую гораздо более эффективную модель под названием Transformer (Трансформатор), т. к. она обрабатывает входы параллельно. Она также дает более точные результаты.

Компании Google удалось глубже проникнуть в сущность RNN-сетей благодаря своему приложению Translate, которое работает на более 100 языках и обрабатывает более 100 млрд слов в день². Запущенное в 2006 году, оно первоначально использовало системы на основе машинного обучения. Но в 2016 году компания Google переключилась на глубокое обучение, создав нейронный

¹ См. Sepp Hochreiter, Jürgen Schmidhuber. Long Short-Term Memory // Neural Computation 9. — 1997. — № 8. — P. 1735–1780.

² См. www.argotrans.com/blog/accurate-google-translate-2018/.

машинный перевод Google Neural Machine Translation¹. В общем и целом это привело к гораздо более высоким показателям точности².

Как один из примеров, приложение Google Translate не раз выручало врачей, работающих с пациентами, говорящими на других языках. Согласно исследованию Калифорнийского университета в Сан-Франциско (UCSF), опубликованному в медицинском журнале JAMA Internal Medicine, точность перевода с английского на испанский составила 92%. Этот показатель вырос с 60% всего за последние пару лет³.

Сверточная нейронная сеть (CNN-сеть)

В интуитивном плане имеет смысл организовывать структуру нейронной сети так, чтобы все ее блоки были соединены между собой. Это хорошо работает со многими приложениями.

Однако существуют сценарии, где такая организация нейросети является далеко не оптимальной, например в случае с распознаванием изображений. Только представьте, насколько сложной будет модель, где каждый пиксел является блоком нейросети! Она быстро станет неуправляемой. Помимо этого, могут быть и другие осложнения, такие как переподгонка. Это ситуация, когда данные не отражают того, что тестируется, или в центре внимания находятся ошибочные признаки.

Для того чтобы со всем этим справиться, вы можете применить сверточную нейронную сеть (CNN-сеть). Истоки этой нейросети восходят к 1998 году, когда профессор Янн ЛеКун опубликовал работу под названием "Градиентное самообучение применительно к распознаванию документов"⁴. Несмотря на свои сильные

¹ См. www.techspot.com/news/75637-google-translate-not-monetized-despite-converting-over-100.html.

² См. www.argotrans.com/blog/accurate-google-translate-2018/.

³ См. <https://gizmodo.com/google-translate-can-help-doctors-bridge-the-language-g-1832881294>.

⁴ См. Yann LeCun et al. Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition // Proceedings of the IEEE 86. — 1998. — № 11. — P. 2278–2324.

озарения и инновационные прорывы, эта модель набрала мало оборотов. Но по мере того, как в 2012 году глубокое обучение начало демонстрировать значительный прогресс, исследователи пересмотрели эту модель.

Лекун получил свое вдохновение для CNN-сети от лауреатов Нобелевской премии Дэвида Хьюбела (David Hubel) и Торстена Визеля (Torsten Wiesel), которые изучали нейроны зрительной коры. Эта система берет изображение с сетчатки и обрабатывает его на разных уровнях — от простого к более сложному. Каждый уровень называется *сверткой*. Например, первый уровень будет состоять из идентификаций линий и углов; далее зрительная кора будет находить формы, а затем она будет обнаруживать объекты.

Это аналогично тому, как работает компьютерная CNN-сеть. Давайте рассмотрим пример: предположим, вы хотите построить модель, которая может идентифицировать букву. На входе CNN-сеть будет иметь изображение, которое имеет 3072 пиксела. Каждый пиксел будет иметь значение от 0 до 255, указывающее на совокупную интенсивность. Используя CNN-сеть, компьютер будет проходить через многочисленные вариации, чтобы идентифицировать признаки.

Первым идет сверточный слой, который представляет собой фильтр, сканирующий изображение. В нашем примере это может быть матрица 5×5 пиксела. В результате будет создано признаковое отображение¹, представляющее собой длинный массив чисел. Далее модель применит к изображению дополнительные фильтры. Делая это, CNN-сеть идентифицирует линии, ребра и фигуры — и все это выражается в числах. С помощью различных выходных слоев модель будет использовать редукцию (сведение), которая комбинирует их, генерируя единый выход, а затем создаст полносвязную нейронную сеть.

CNN-сеть может, безусловно, становиться сложной. Но она должна уметь точно определять числа, которые вводятся в систему.

¹ Признаковое отображение (feature map) — это функция, которая берет векторы признаков в одном пространстве и преобразует их в векторы признаков в другом. — *Прим. перев.*

Генеративные состязательные сети (GAN-сети)

Йен Гудфеллоу (Ian Goodfellow), получивший степень магистра компьютерных наук в Стэнфорде и докторскую степень в области машинного обучения в Монреальском университете, продолжал работать в компании Google. В возрасте 20 лет с небольшим он стал соавтором одной из лучших книг в области ИИ под заголовком "Глубокое обучение"¹, а также внес инновационные изменения в веб-службу Google Карты.

Но именно в 2014 году он совершил свой самый впечатляющий инновационный прорыв. На самом деле это произошло в пабе в Монреале, когда он разговаривал со своими друзьями о том, как глубокое обучение может создавать фотографии². В то время подход состоял в использовании генеративных моделей, но они часто были размытыми и бессмысленными.

Гудфеллоу понял, что должна быть более веская причина. Так почему бы не использовать теорию игр? То есть две модели конкурируют друг с другом в тесном контуре обратной связи. Это также можно делать с непомеченными данными.

Вот базовый рабочий процесс:

- *генератор* — эта нейронная сеть создает массу новых построений, таких как фотографии или предложения языка;
- *дискриминатор* — эта нейронная сеть смотрит на эти построения, чтобы увидеть, какие из них являются реальными;
- *коррективы* — с этими двумя результатами новая модель изменяет построения, чтобы сделать их как можно более реалистичными. В результате многочисленных итераций дискриминатор больше становится ненужным.

Гудфеллоу был так взволнован этой идеей, что, выйдя из паба, он сразу же приступил к кодированию своей идеи. Результатом ста-

¹ См. Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville, Deep Learning. — Cambridge, MA: The MIT Press, 2016.

² См. www.technologyreview.com/s/610253/the-ganfather-the-man-whos-given-machines-the-gift-of-imagination/.

ла новая модель глубокого обучения: генеративная состязательная сеть, или GAN-сеть. И результаты были выдающимися. Вскоре он стал рок-звездой ИИ.

Исследования GAN-сетей уже стимулировали более 500 научных работ¹. Такие компании, как Facebook, также применили эту технологию, например, для анализа и обработки фотографий. Главный специалист компании по ИИ Ян Лекун отметил, что GAN-сети — это "самая крутая идея в области глубокого обучения за последние 20 лет"².

Было также показано, что GAN-сети помогают в сложных научных исследованиях. Например, они позволили повысить точность обнаружения поведения субатомных частиц в Большом адронном коллайдере в ЦЕРНе, Швейцарии³.

По-прежнему находясь на ранней стадии освоения, эта технология может привести к таким вещам, как компьютер, способный разрабатывать новые типы предметов моды или, возможно, новомодный носимый девайс. Возможно, GAN-сеть даже придумает хитовую песню в стиле рэп.

И это может случиться раньше, чем вы думаете. Будучи подростком, Робби Баррат (Robbie Barrat) научился использовать системы глубокого обучения и построил модель рэпа в стиле Канье Уэста (Kanye West).

Но это было только начало его колдовства с ИИ. Будучи исследователем в Стэнфорде, он разработал собственную GAN-платформу, которая обрабатывала около 10 тыс. обнаженных портретов. Затем система создавала действительно завораживающие новые произведения искусства (вы можете найти их в его аккаунте в Твиттере на @DrBeef_).

И да, он также сделал свою систему открытой, предоставив ее исходный код на своем аккаунте в GitHub. Это привлекло внима-

¹ См. <https://github.com/hindupuravinash/the-gan-zoo>.

² См. <https://trendsandevents4developers.wordpress.com/2017/04/24/the-coolest-idea-in-deep-learning-in-20-years-and-more/>.

³ См. www.hpcwire.com/2018/08/14/cern-incorporates-ai-into-physics-based-simulations/.

ние коллектива французских художников под названием Obvious, которые использовали данную технологию для создания портретов вымышленной семьи XVIII века. Их работа основывалась на обработке 15 тыс. портретов с XIV по XX век.

В 2018 году художники из Obvious выставили свои работы на аукцион Christie's, получив за них 432 тыс. долларов¹.

Но, к сожалению, говоря о GAN-сетях, следует отметить, что были случаи использования, которые вряд ли достойны восхищения. Один из таких примеров — их применение для "глубоких фейков" (дипфейков), в которых нейронные сети используются для создания вводящих в заблуждение фото или видео. Некоторые из них просто немного игривые. Например, одна из таких GAN-сетей заставляет Барака Обаму говорить все, что вы ему скажете!

И все же есть масса рисков. Исследователи из Нью-Йоркского университета и Университета штата Мичиган написали статью, в которой основное внимание было уделено "глубоким эталонным отпечаткам" (DeepMasterPrints)².

В ней было показано, как GAN-сети могут подделывать отпечатки пальцев для разблокирования трех типов смартфонов!

Затем произошел инцидент с так называемым дипфейковым видео актрисы Дженнифер Лоуренс (Jennifer Lawrence) на пресс-конференции "Золотого глобуса". Ее лицо было совмещено с лицом Стива Бушеми (Steve Buscemi)³.

Применение технологии глубокого обучения

При таком количестве денег и объеме ресурсов, выделяемых на глубокое обучение, произошел настоящий всплеск инноваций.

¹ См. www.washingtonpost.com/nation/2018/10/26/year-old-developed-code-ai-portrait-that-sold-christies/?utm_term=.b2f366a4460e.

² См. www.cnn.com/2018/12/28/research-claims-fake-fingerprints-could-hack-a-third-of-smartphones.html.

³ См. <http://fortune.com/2019/01/31/what-is-deep-fake-video/>.

Кажется, что каждый день происходит что-то удивительное из того, о чем объявляется в масс-медиа.

Каковы же применения технологии глубокого обучения? Где глубокое обучение доказало, что оно меняет правила игры? Давайте рассмотрим некоторые из этих примеров, охватывающие, например, здравоохранение, энергетику и даже землетрясения.

Пример использования: обнаружение болезни Альцгеймера

Несмотря на десятилетия исследований, лекарство от болезни Альцгеймера пока не найдено. Хотя надо признать, что ученые все-таки разработали препараты, которые замедлили прогрессирующее данное заболевание.

В свете этого ранняя диагностика имеет решающее значение, и глубокое обучение потенциально может оказать большую помощь. Исследователи из отдела радиологии и биомедицинской визуализации UCSF использовали эту технологию для анализа скринов головного мозга — из публичного набора данных Инициативы по нейровизуализации болезни Альцгеймера — и для обнаружения изменений в уровнях глюкозы.

Результатом стала модель, которая позволяет диагностировать болезнь Альцгеймера за шесть лет до клинического диагноза. Один из тестов показал точность 92%, другой — 98%.

Все это еще находится в начальной фазе, и предстоит еще проанализировать достаточно много наборов данных. И пока что результаты весьма обнадеживают.

Доктор Чжэ Хо Сон (Jae Ho Sohn), автор исследования, сказал:

"Это применение глубокого обучения является просто идеальным, потому что оно проявляет свою особую силу при обнаружении очень тонких, но диффузных процессов. Радиологи действительно сильны в определении крошечных очаговых находок, таких как опухоль мозга, но мы боремся за обнаружение более медленных, глобальных изменений. Учитывая

силу глубокого обучения в таком типе применения, в особенности по сравнению с людьми, это применение выглядело совершенно естественным¹.

Пример использования: энергия

В силу своей мощной инфраструктуры центров по обработке данных компания Google является одним из крупнейших потребителей энергии. Даже небольшое повышение эффективности может привести к значительному влиянию на конечный результат. Но выгоды могут быть и из сокращения выбросов углекислого газа.

Для оказания помощи в достижении этих целей подразделение DeepMind компании Google применяет глубокое обучение, которое включает в себя более эффективное управление ветровой энергией. Несмотря на то что этот источник энергии является чистым, его трудно использовать из-за изменений погоды.

Но алгоритмы глубокого обучения DeepMind доказали свою критическую важность. Примененные к 700 мегаваттам ветровой энергии в Соединенных Штатах, они научились делать точные прогнозы выходной мощности с опережением на 36 часов.

По данным блога подразделения DeepMind:

"Это важно, потому что источники энергии, которые могут планироваться (т. е. могут поставлять заданный объем электроэнергии в заданное время), часто имеют более высокую ценность для энергосистемы. На сегодняшний день машинное обучение повысило ценность нашей ветровой энергетики примерно на 20 процентов по сравнению с базовым сценарием без временных обязательств перед энергосистемой².

Но, конечно, эта система глубокого обучения может не просто касаться компании Google — она может иметь широкое влияние на использование энергии во всем мире.

¹ См. www.ucsf.edu/news/2018/12/412946/artificial-intelligence-can-detect-alzheimers-disease-brain-scans-six-years.

² См. <https://deepmind.com/blog/machine-learning-can-boost-value-wind-energy/>.

Пример использования: землетрясения

Понять причины землетрясений чрезвычайно сложно. Их также чрезвычайно трудно предсказывать. Вы должны оценить разломы, горные породы и деформации, электромагнитную активность и изменения в грунтовых водах. Кстати, есть свидетельства того, что даже животные имеют способность чувствовать землетрясение!

Но за десятилетия ученые собрали огромный объем данных на эту тему. Другими словами, эти данные могут быть применены в приложении на основе глубокого обучения, так? Все верно.

Сейсмологи из Калифорнийского технологического института, среди которых были Йисонг Юэ (Yisong Yue), Эгилл Хаукссон (Egill Hauksson), Закари Росс (Zachary Ross) и Мен-Андрин Мейер (Men-Andrin Meier), провели значительные исследования в этой области, используя сверточные и рекуррентные нейронные сети. Они пытаются построить эффективную систему раннего предупреждения.

Вот что Юэ сообщил по этому поводу:

"ИИ может анализировать землетрясения быстрее и точнее, чем люди, и даже находить регулярности, которые в противном случае ускользали бы от человеческого глаза. Более того, шаблоны, которые мы надеемся извлекать, с большим трудом адекватно улавливаются системами на основе правил, а продвинутые возможности сопоставления с шаблонами современного глубокого обучения могут обеспечить более высокую результативность, чем существующие автоматизированные алгоритмы мониторинга землетрясений"¹.

Но ключевым фактором является улучшение сбора данных. Оно позволит проводить более тщательный анализ малых землетрясений (в Калифорнии в среднем происходит 50 землетрясений в сутки). Цель состоит в том, чтобы создать каталог землетрясений, который может привести к созданию виртуального сейсмолога, способного давать оценку землетрясений быстрее, чем че-

¹ См. www.caltech.edu/about/news/qa-creating-virtual-seismologist-84789.

ловек. Это позволит ускорить время опережения¹, когда случается землетрясение, помогая спасти жизни и имущество.

Пример использования: радиология

ПЭТ-сканы и МРТ являются удивительными технологиями. Но есть, безусловно, и минусы. Пациент должен находиться внутри ограничительной трубы от 30 минут до часа. Это неудобно и означает воздействие гадолиния, который, как было показано, имеет вредные побочные эффекты.

Грег Захарчук (Greg Zaharchuk) и Энхао Гун (Enhao Gong), которые познакомились в Стэнфорде, обратили внимание на то, что должен существовать более оптимальный способ. Захарчук, доктор медицинских наук, специалист в области радиологии, был научным руководителем Гуна, который, в свою очередь, имел степень доктора наук по электротехнике в области глубокого обучения и медицинской реконструкции снимков.

В 2017 году они стали соучредителями компании Subtle Medical и наняли самых ярких специалистов в области визуализации, радиологии и искусственного интеллекта. Вместе они поставили перед собой задачу улучшить ПЭТ-сканирование и МРТ. Компания Subtle Medical создала систему, которая не только сокращает время на МРТ и ПЭТ-сканы почти в десять раз, но и их точность оказалась намного выше. Их система была оснащена высококачественными графическими процессорами NVIDIA.

Затем в декабре 2018 года их система получила официальное разрешение 510(k) Федерального управления по лекарственным средствам США (Federal Drug Administration, FDA) и была одобрена на получение знака соответствия европейским стандартам

¹ Время опережения (lead time) определяется как время, проходящее между моментом, когда возникновение катастрофического события в заданном районе прогностически обосновано, и моментом, когда оно действительно происходит. Типичное время опережения составляет от нескольких секунд до десяти секунд для землетрясений, от нескольких минут до нескольких часов для цунами и от нескольких часов до нескольких дней для оползней, наводнений и извержений вулканов. — *Прим. перев.*

европейского рынка¹. Это было первое в истории ядерное медицинское устройство на основе ИИ, которое было удостоено обоих этих статусов.

Компания Subtle Medical планирует еще больше революционизировать радиологический бизнес. С 2019 года она разрабатывает систему SubtleMRTM, которая будет еще более мощным технологическим решением компании, чем нынешнее, и систему SubtleGADTM, которая уменьшит дозировки гадолиния².

Аппаратное обеспечение для технологии глубокого обучения

Что касается чиповых систем для технологии глубокого обучения, то графические процессоры были первоочередным вариантом выбора. Но по мере того, как ИИ становится сложнее, например благодаря GAN-сетям, а наборы данных намного крупнее, безусловно, появляется больше возможностей для новых подходов. У компаний также есть собственные потребности, например, в отношении функций и данных. В конце концов, приложение для потребителя обычно сильно отличается от того, которое ориентировано на предприятие.

В результате некоторые мегатехнологические компании разрабатывают собственные чипсеты.

■ *Google*. Летом 2018 года компания анонсировала третью версию своего тензорного процессора (Tensor Processing Unit, TPU; первый чип был разработан в 2016 году)³. Эти чипы имеют настолько высокую мощность, обрабатывая более 100 петафлопсов⁴ во время тренировки моделей, что в центрах

¹ См. <https://subtlemedical.com/subtle-medical-receives-fda-510k-clearance-and-ce-mark-approval-for-subtlepet/>.

² См. www.streetinsider.com/Press+Releases/Subtle+Medical+Receives+FDA+510%28k%29+Clearance+and+CE+Mark+Approval+for+SubtlePET™/14892974.html.

³ См. www.theregister.co.uk/2018/05/09/google_tpu_3/.

⁴ Флопс (FLOPS) — внесистемная единица, используемая для измерения производительности компьютеров, показывающая, сколько операций с плавающей запятой в секунду выполняет данная вычислительная система. — *Прим. перев.*

обработки данных должно иметься жидкостное охлаждение. Компания Google также анонсировала версию своего тензорного процессора для устройств. По сути, это означает, что обработка будет иметь меньшую задержку, потому что не будет необходимости обращаться к облаку.

- *Amazon.* В 2018 году эта компания анонсировала технологию AWS Inferentia¹. Данная технология, появившаяся в результате приобретения компании Annapurna в 2015 году, ориентирована на обработку сложных операций логического вывода. Другими словами, это то, что происходит после тренировки модели.
- *Facebook и Intel.* Эти компании объединили усилия по созданию чипа ИИ². Но данная инициатива все еще находится на начальной стадии. Компания Intel также набирает обороты с чипом ИИ под названием нейросетевого процессора Nervana (Nervana Neural Network Processor, NNP).
- *Alibaba.* Эта компания создала собственный чип ИИ под названием Pingtoug³. Она также планирует построить процессор квантового компьютера, который основан на кубитах (кубиты представляют субатомные частицы, такие как электроны и фотоны).
- *Tesla.* Илон Маск (Elon Musk) разработал собственный чип ИИ. Он имеет 6 млрд транзисторов и может обрабатывать 36 трлн операций в секунду⁴.

Кроме того, имеется масса стартапов, которые ведут свою игру за долю рынка чипов ИИ. Среди ведущих компаний находится Untether AI, которая сосредоточена на создании чипов, повы-

¹ См. <https://aws.amazon.com/about-aws/whats-new/2018/11/announcing-amazon-inferentia-machine-learning-inference-microchip/>.

² См. www.analyticsindiamag.com/inference-chips-are-the-next-big-battlefield-for-vidia-and-intel/.

³ См. www.technologyreview.com/s/612190/why-alibaba-is-investing-in-ai-chips-and-quantum-computing/.

⁴ См. www.technologyreview.com/f/613403/tesla-says-its-new-self-driving-chip-will-help-make-its-cars-autonomous/.

шающих скорость передачи данных (эта часть ИИ была особенно сложной). В одном из прототипов компании этот процесс был более чем в 1000 раз быстрее, чем в типичном чипе ИИ¹. В 2019 году компания Intel вместе с другими инвесторами приняла участие в раунде ее финансирования в размере 13 млн долларов.

Когда речь заходит о чипах ИИ, то компания NVIDIA пока занимает в этом сегменте доминирующую долю рынка. Но из-за важности этой технологии кажется неизбежным, что на рынок будет поступать все больше и больше коммерческих предложений.

Когда использовать глубокое обучение?

Из-за мощи глубокого обучения возникает соблазн использовать прежде всего именно эту технологию, когда ведется работа над проектом в области ИИ. Такой выбор может быть большой ошибкой. Глубокое обучение по-прежнему имеет узкоспециализированные варианты использования, такие как для наборов текстовых, видео- и фотографических данных, а также наборов данных временных рядов. Существует также потребность в крупных объемах данных и мощных компьютерных системах.

И да, технология глубокого обучения работает лучше, когда результаты могут быть квантифицированы и верифицированы.

Для понимания причины давайте рассмотрим следующий пример. Группа исследователей, возглавляемая Томасом Хартунгом (Thomas Hartung), токсикологом из Университета Джона Хопкинса, создала набор данных примерно из 10 тыс. химических веществ, основанный на 800 тыс. тестах на животных. Используя глубокое обучение, результаты показали, что модель имела более высокую предсказательную силу, чем многие токсикологические тесты на животных². Напомним, что тесты на животных могут

¹ См. www.technologyreview.com/f/613258/intel-buys-into-an-ai-chip-that-can-transfer-data-1000-times-faster/.

² См. www.nature.com/articles/d41586-018-05664-2.

быть не только дорогостоящими и требовать мер безопасности, но и иметь несогласующиеся результаты из-за повторных тестов с применением одного и того же химического вещества.

По словам Шелдона Фернандеса (Sheldon Fernandez), генерального директора компании DarwinAI, "первый сценарий иллюстрирует предсказательную силу глубокого обучения и его способность извлекать корреляции из крупных наборов данных, которые человек никогда не найдет"¹.

Тогда, где сценарий, в котором глубокое обучение не достигнет поставленной цели? Собственно, иллюстрацией этого является Чемпионат мира по футболу 2018 года в России, который выиграла Франция. Многие исследователи пытались предсказать исход всех 64 матчей, но результаты были далеки от точных²:

- одна группа исследователей использовала модель консенсуса букмекеров, которая указывала на то, что победит Бразилия;
- другая группа исследователей использовала такие алгоритмы, как случайный лес и пуассоновское ранжирование, спрогнозировав, что победителем будет Испания.

Проблема здесь в том, что трудно отыскать правильные переменные, которые обладают предсказательной силой. На самом деле, модели глубокого обучения в основном не способны справиться со сложностью признаков некоторых событий, в особенности тех, которые имеют элементы хаотичности.

Тем не менее даже если у вас есть необходимый объем данных и вычислительных мощностей, вам все равно придется нанять людей, которые имеют опыт в глубоком обучении, что не так просто. Следует иметь в виду, что подобрать правильную модель и отрегулировать ее — это настоящий вызов. Сколько должно быть гиперпараметров? Каким должно быть число скрытых слоев? И как оценивать эту модель? Получить правильный ответ на все эти вопросы очень сложно.

¹ Взято из интервью автора с Шелдоном Фернандесом, генеральным директором компании DarwinAI.

² См. <https://medium.com/futuristone/artificial-intelligence-failed-in-world-cup-2018-6af10602206a>.

Даже эксперты могут ошибаться. Вот что говорит Шелдон:

"Один из наших клиентов-автомобилистов столкнулся с каким-то странным поведением, в котором самоуправляемый автомобиль с возрастающей регулярностью поворачивал налево, когда небо было вполне определенного оттенка фиолетового цвета. После нескольких месяцев мучительной отладки выяснилось, что тренировка некоторых сценариев поворота проводилась в пустыне Невада, когда небо имело вполне конкретный оттенок. Без ведома своих создателей-людей нейронная сеть установила корреляцию между ее поворотным поведением и небесным оттенком"¹.

Некоторые инструменты оказывают помощь в процессе глубокого обучения, такие как SageMaker от Amazon.com, HyperTune от Google и SigOpt. Но впереди еще долгий путь.

Если глубокое обучение не подходит, то вы можете рассмотреть машинное обучение, которое часто требует относительно меньше данных. Кроме того, его модели, как правило, получаются гораздо проще, но результаты все равно могут оказаться эффективнее.

Недостатки глубокого обучения

Учитывая все инновационные прорывы, вполне разумно, что многие люди считают глубокое обучение серебряной пулей. Это будет означать, что нам больше не придется водить машину. Это, возможно, даже будет означать, что мы вылечим рак.

Как тут не стать взволнованным и оптимистичным? Такая реакция является совершенно естественной и разумной. Но важно отметить, что глубокое обучение все еще находится в стадии зарождения, и на самом деле там существует много проблем, которые вызывают раздражение. И потому неплохо было бы умерить ожидания.

В 2018 году Гэри Маркус (Gary Marcus) написал статью под названием "Глубокое обучение: критическая оценка", в которой он

¹ Взято из интервью автора с Шелдоном Фернандесом, генеральным директором компании DarwinAI.

четко изложил стоящие перед ним вызовы¹. В своей статье он отмечает:

"На фоне значительного прогресса в таких областях, как распознавание речи, распознавание образов и компьютерные игры, а также значительного энтузиазма в популярной прессе, я представляю вам десять озабоченностей относительно глубокого обучения и предлагаю, чтобы глубокое обучение было дополнено другими технологическими решениями, если мы хотим достичь развитого искусственного интеллекта"².

Маркус, несомненно, имеет большой авторитет, для того чтобы выражать опасения, поскольку у него как академическое, так и бизнес-образование в области ИИ. Прежде чем стать профессором кафедры психологии в Нью-Йоркском университете, он продал свой стартап Geometric Intelligence компании Uber. Маркус также является автором нескольких бестселлеров, таких как "Бессистемное построение человеческого разума"³.

Вот несколько его озабоченностей относительно глубокого обучения.

■ *Черный ящик*. Модель глубокого обучения может легко иметь миллионы параметров, которые содержат много скрытых слов. Ясное понимание механики всего этого на самом деле находится за пределами способностей человека. Правда, это не обязательно может представлять проблему в случае распознавания кошек в наборе данных. Но это определенно может представлять проблему в случае с моделями для медицинской диагностики или определения безопасности нефтяной вышки. В таких ситуациях регуляторы захотят иметь хорошее представление о прозрачности моделей. В связи с этим исследователи обращаются к созданию систем, определяющих "объяснимость", которая обеспечивает понимание моделей глубокого обучения.

¹ См. Gary Marcus. Deep Learning: A Critical Appraisal // arXiv. — 2018. — 1801.00631v1 [cs. AI]. — P. 1–27.

² См. <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1801/1801.00631.pdf>.

³ См. Gary Marcus. Kluge: The Naphazard Construction of the Human Mind. — Houghton Mifflin, 2008.

- **Данные.** Человеческий мозг имеет свои недостатки. Но существуют некие функции, которые он делает чрезвычайно хорошо, такие как способность учиться с помощью абстракции. Например, предположим, что Джан, которой пять лет, идет в ресторан со своей семьей. Ее мама показывает на какой-то предмет на тарелке и говорит, что это "тако" (горячая маисовая лепешка). Она не обязана ничего объяснять или предоставлять какую-либо информацию о ней. Вместо этого мозг Джан мгновенно обрабатывает эту информацию и понимает общую картину. В будущем, когда она увидит еще одну лепешку тако — даже если она будет иметь различия, например, будет с гарниром, — она будет знать, что это такое. В большинстве случаев это интуитивно понятно. Но, к сожалению, когда дело доходит до глубокого обучения, то усвоить тако с помощью абстракции не получается! Система должна обработать огромный объем информации, чтобы ее распознать. Разумеется, это не проблема для таких компаний, как Facebook, Google или даже Uber. Но многие компании имеют гораздо более ограниченные наборы данных. В результате этого глубокое обучение может оказаться не лучшим вариантом выбора.
- **Иерархическая структура.** Такой способ организации в глубоком обучении не существует. По этой причине области понимания языка еще предстоит пройти долгий путь (в особенности с учетом длительных дискуссий).
- **Открытый логический вывод.** Маркус отмечает, что глубокое обучение не может понимать нюансы между "John promised Mary to leave" (Джон обещал Мэри уйти) и "John promised to leave Mary" (Джон обещал бросить Мэри). Более того, глубокое обучение — это далеко не то же самое, что умение, например, читать роман "Гордость и предубеждение" Джейн Остин и угадывать мотивацию героини романа Элизабет Беннет.
- **Концептуальное мышление.** Глубокое обучение не может иметь понимания таких понятий, как "демократия", "справедливость" или "счастье". У него также нет воображения, мыслей о новых идеях или планах.
- **Здравый смысл.** Это то, что глубокое обучение не делает хорошо. Во всяком случае, это означает, что модель можно легко

сбить с толку. Допустим, вы задаете системе на основе ИИ вопрос: можно ли сделать компьютер с помощью губки? По большей части она, вероятно, не будет знать, что этот вопрос является нелепым.

- *Причинно-следственная связь.* Глубокое обучение не в состоянии определить эту связь. Все дело в том, что оно отыскивает корреляции.
- *Предварительные знания.* CNN-сети помогают с некоторой предварительной информацией, но ограниченно. Глубокое обучение по-прежнему остается довольно самодостаточным, поскольку оно решает только одну проблему зараз. Оно не может брать данные и создавать алгоритмы, охватывающие различные предметные области. Кроме того, модель не адаптируется. Если данные изменились, то должна быть натренирована и протестирована новая модель. И наконец, глубокое обучение не имеет предварительного понимания того, что люди знают инстинктивно, — например, базовой физики реального мира. Это то, что должно быть запрограммировано в систему на основе ИИ явным образом.
- *Статика.* Глубокое обучение лучше всего работает в довольно простых условиях. Вот почему ИИ был так эффективен в настольных играх, которые имеют четкий набор правил и границ. Но реальный мир является хаотичным и непредсказуемым. Это означает, что глубокое обучение, возможно, не справится со сложными проблемами, даже с самоуправляемыми автомобилями.
- *Ресурсы.* Модель глубокого обучения часто требует огромного объема процессорной мощности, например при участии графических процессоров. Это может обходиться очень дорого. Хотя один из вариантов состоит в том, чтобы использовать стороннюю облачную службу.

Довольно много? Что верно, то верно. Но автор работы все же упустил несколько недостатков.

Вот еще пара примеров:

- эффект бабочки — из-за сложности данных, сетей и соединений незначительное изменение может оказать существенное

влияние на результаты модели глубокого обучения. Это может легко привести к ошибочным или вводящим в заблуждение выводам;

- переподгонка — мы объяснили это понятие ранее в этой главе.

Что касается Маркуса, то его самый большой страх заключается в том, что ИИ может "застрять в локальном минимуме, слишком сильно концентрируясь на неправильной части интеллектуального пространства, слишком сосредоточившись на детальном разведывании вполне определенного класса доступных, но ограниченных моделей, которые ориентированы на захват низко висящих фруктов, — потенциально пренебрегая более рискованными экскурсиями, которые в конечном итоге могут привести к более робастному пути".

Однако он не пессимист. Он считает, что исследователям необходимо выйти за рамки глубокого обучения и найти новые технологические решения, которые могут справиться со сложными проблемами.

Вывод

Хотя Маркус указал на недостатки в глубоком обучении, факт остается фактом, что этот подход в области ИИ все еще чрезвычайно силен. Менее чем за 10 лет он произвел революцию в мире технологий, а также значительно повлиял на такие области, как финансы, робототехника и здравоохранение.

В связи с резким ростом инвестиций со стороны крупных технологических компаний и венчурных капиталовложений в модели будут появляться новые инновации. Это также подтолкнет инженеров к получению степеней магистра, тем самым создавая добродетельный цикл инновационных прорывов.

Ключевые моменты

- Глубокое обучение, которое является подобластью машинного обучения, обрабатывает огромные объемы данных с целью обнаружения связей и регулярностей, которые люди часто не

в состоянии обнаружить. Слово "глубокий" описывает число скрытых слоев.

- Искусственная нейронная сеть (ANN) — это функция, которая включает в себя блоки, имеющие вес; эти блоки используются для предсказания значений в модели на основе ИИ.
- Скрытый слой — это часть модели, которая обрабатывает входы.
- Нейронная сеть прямого распространения содержит данные, которые передаются только от входного слоя в скрытый слой и далее в выходной слой. Результаты не передаются итеративно назад. И тем не менее они могут входить в еще одну нейронную сеть.
- Активационная функция является нелинейной. Другими словами, она имеет тенденцию лучше отражать реальный мир.
- Сигмоида — это активационная функция, которая сжимает входное значение в интервал между 0 и 1, что облегчает анализ.
- Обратное распространение — это изощренный технический прием для корректировки весов в нейронной сети. Этот подход имеет решающее значение для развития глубокого обучения.
- Рекуррентная нейронная сеть (RNN-сеть) — это функция, которая обрабатывает не только вход, но и вход, предшествующий во времени.
- Сверточная нейронная сеть (CNN-сеть) анализирует данные раздел за разделом (т. е. посверточно). Эта модель предназначена для сложных приложений, таких как распознавание изображений.
- Генеративная состязательная сеть (GAN-сеть) — это сеть, в которой две нейронные сети конкурируют друг с другом в тесном контуре обратной связи. Результатом часто является создание нового объекта.
- Объяснимость описывает методы обеспечения прозрачности в сложных моделях глубокого обучения.

Роботизированная автоматизация процессов

БОЛЕЕ ПРОСТОЙ ПУТЬ К ИСКУССТВЕННОМУ ИНТЕЛЛЕКТУ

Взаимодействуя с приложениями так, как это делает человек, программные роботы могут открывать вложения электронной почты, заполнять электронные формы, регистрировать и перенабирать данные и выполнять другие задачи, имитирующие действия человека.

– *Каушик Айенгар (Kaushik Iyengar)*,

директор по цифровой трансформации и оптимизации в компании AT&T¹

Еще в 2005 году Даниэль Динес (Daniel Dines) и Мариус Тирка (Marius Tirca) основали компанию UiPath, которая находилась в Бухаресте (Румыния). Указанная компания сосредоточилась в основном на предоставлении услуг интеграции для приложений от Google, Microsoft и IBM. Но это была борьба, поскольку компания опиралась в основном на заказную работу со стороны клиентов.

К 2013 году компания UiPath была близка к закрытию. Но основатели не сдавались, т. к. видели в этом возможность переосмыслить бизнес и найти новое направление для развития². С этой

¹ См. www2.deloitte.com/insights/us/en/focus/signals-for-strategists/cognitive-enterprise-robotic-process-automation.html.

² См. <http://business-review.eu/news/the-story-of-uipath-how-it-became-romania-first-unicorn-164248>.

целью они начали строить платформу для роботизированной автоматизации процессов (РАП — robotic process automation, RPA). Указанная категория, о которой поговаривали еще с 2000 года, была посвящена автоматизации рутинных и повседневных задач внутри компании.

Тем не менее эта область считалась в технологическом мире фактически захолустной, как видно из медленных темпов роста. Однако Динес и Тирка были убеждены, что они смогут ее трансформировать. Одна из ключевых причин — усиление позиций ИИ и облака.

Новая стратегия была точечной, и рост начался. Динес и Тирка также активно искали финансирование, внедряли инновации в свою платформу роботизированной автоматизации процессов и выходили на мировые рынки.

К 2018 году UiPath считалась самой быстрорастущей компанией в области корпоративного программно-информационного обеспечения. Ежегодная регулярная выручка выросла с 1 млн до 100 млн долларов с более чем 1800 клиентами¹. Компания имела наиболее широко используемую систему РАП в мире.

UiPath привлекла в общей сложности 448 млн долларов венчурного капитала от таких компаний, как CapitalG, Sequoia Capital и Accel. Ее рыночная стоимость составила 3 млрд долларов.

В свете всего этого все больше стартапов в области РАП стали также получать значительное финансирование. С другой стороны, данному рынку, по прогнозам, пророчат небывалый рост. Консалтинговая фирма Grand View Research прогнозирует, что к 2025 году расходы в США достигнут 3,97 млрд долларов².

Довольно интересны слова Форрестера, высказанные им о тренде РАП:

"Сегодня самые успешные компании, как правило, работают с меньшим числом сотрудников, чем в прошлом. Следует

¹ См. www.uipath.com/newsroom/uipath-raises-225-million-series-c-led-by-capitalg-and-sequoia.

² См. www.grandviewresearch.com/press-release/global-robotic-process-automation-rpa-market.

учесть, что компания Kodak на своем пике в 1973 году нанимала 120 тыс. сотрудников, но когда компания Facebook приобрела Instagram в 2012 году, ее веб-сайт обмена фотографиями обслуживали всего 13 человек. В 2019 году мы прогнозируем, что каждый десятый стартап, работающий в более гибкой, бережливой и масштабируемой манере, будет смотреть на мир через призму задач, а не рабочих мест и будет строить бизнес-модели на основе принципов автоматизации¹.

РАП — это еще одна область, которая была наводнена искусственным интеллектом. Во всяком случае она становилась шлюзом для многих компаний, потому что ее имплементация обычно не занимает много времени или не требует больших затрат.

В этой главе мы рассмотрим технологию РАП и увидим, как она может стать критически важной движущей силой для многих компаний.

Что такое РАП?

Термин "роботизированная автоматизация процессов" (РАП) звучит немного запутанно². Слово "роботизированный" не означает физических роботов (мы рассмотрим их в *главе 7*); скорее наоборот, речь идет о программных роботах, или ботах.

Технология РАП позволяет использовать низкокодвые визуальные системы³ с поддержкой перетаскивания объектов для автоматизации рабочего процесса. Вот лишь несколько примеров:

- ввод, изменение и отслеживание кадровых документов, контрактов и информации о сотрудниках;

¹ См. <https://go.forrester.com/blogs/predictions-2019-automation-will-become-central-to-business-strategy-and-operations/>.

² Роботизированная автоматизация процессов (robotic process automation, RPA) — это подход к автоматизации процессов, в котором ручные действия изучаются и потом выполняются автоматизированно с помощью так называемых ботов, или программных роботов. — *Прим. перев.*

³ Низкокодвый (low-code) подход к разработке программно-информационного обеспечения позволяет доставлять приложения быстрее и с минимальным ручным кодированием. — *Прим. перев.*

- выявление проблем с обслуживанием клиентов и принятие мер по их устранению;
- оформление страхового требования;
- отправка счетов-фактур;
- выдача сумм возмещения клиентам;
- согласование финансовой документации;
- передача данных из одной системы в другую;
- предоставление стандартных ответов клиентам.

Все это делается с помощью бота, многократно выполняющего рабочие процессы в приложении, скажем, в системах ERP (enterprise resource planning — планирования корпоративных ресурсов) или CRM (customer relationship management — управления взаимоотношениями с клиентами). Всё это можно делать даже с помощью программы РАП, записывающей шаги сотрудников, или с использованием технологии оптического распознавания символов (optical character recognition, OCR) для перевода рукописных заметок. Думайте о РАП как о цифровом сотруднике.

Существует две разновидности этой технологии.

- *Несопровождаемая РАП-автоматизация.* Это процесс, который полностью автономен, т. к. бот будет работать в фоновом режиме. Но это не значит, что человеческое вмешательство отсутствует. По-прежнему будет осуществляться вмешательство с целью управления исключительными ситуациями, когда бот сталкивается с чем-то, чего он не понимает.
- *Роботизированная автоматизация рабочего стола (robotic desktop automation, RDA).* Это место, где РАП-автоматизация помогает сотруднику с выполнением заданий или всей работы. Распространенным случаем ее использования является контактный центр. Например, когда поступает звонок, представитель может использовать роботизированную автоматизацию рабочего стола для оказания помощи в отыскании ответов, отправке сообщения, получения информации о профиле клиента и получении представления о том, что делать дальше. Эта технология помогает улучшить или повысить эффективность работника.

Достоинства и недостатки технологии РАП

Конечно, довольно много времени обычного сотрудника — в операционном отделе — тратится на рутинные задачи. Но с помощью технологии РАП компании часто получают высокую возвратность инвестиций (return in investment, ROI) при условии, что ее имплементация выполнена правильно.

Вот несколько других преимуществ.

- *Удовлетворенность потребителя.* Технология РАП означает минимальные ошибки, а также высокую скорость. Бот также работает в режиме 24/7. Это означает, что показатели удовлетворенности клиентов, например индекс потребительской лояльности (net promoter score, NPS — дословно "чистый балл промоутера"), должны улучшаться. Обратите внимание, что все больше клиентов, таких как поколение двухтысячных, предпочитают иметь дело с приложениями/веб-сайтами, а не с людьми! Технология РАП также означает, что у представителей будет больше времени на то, чтобы тратить его на дополнительные задачи, вместо того чтобы заниматься скучными делами, на которые уходит время впустую.
- *Масштабируемость.* После того как бот создан, его можно быстро расширить, чтобы учесть всплески активности. Это может иметь решающее значение для сезонных предприятий, таких как розничная торговля.
- *Соблюдение инструкций.* Людям трудно отслеживать правила, предписания и законы. Хуже того, они часто меняются. Но с технологией РАП соблюдение инструкций встроено в процесс, и они всегда соблюдаются. Это может приносить большую выгоду с точки зрения избежания юридических проблем и штрафов.
- *Глубокое понимание и аналитика.* Платформы РАП следующего поколения оснащены сложными информационными панелями, которые фокусируются на ключевых для вашего бизнеса показателях эффективности. Вы также можете настраивать оповещения при возникновении каких-либо проблем.

- *Унаследованные системы.* Компании, с незапамятных времен работающие на рынке, часто вязнут в старых информационно-вычислительных системах, что чрезвычайно затрудняет проведение цифровой трансформации. Но система РАП способна довольно хорошо работать с унаследованными информационно-вычислительными средами.
- *Данные.* Благодаря автоматизации данные намного чище, т. к. имеются минимальные ошибки ввода. Это означает, что со временем организации будут иметь более точное представление о своем бизнесе. Качество данных также повысит вероятность успеха имплементации ИИ.

Хотя все это выглядит прекрасно, у технологии РАП все же есть свои недостатки. Например, если ваши текущие процессы являются неэффективными и вы спешите имплементировать систему РАП, то вы будете, по существу, тиражировать плохой подход! Вот почему перед имплементацией системы крайне важно выполнить оценку рабочих процессов.

Существуют, конечно, и другие потенциальные подводные камни, которые следует отметить.

- *Ломкость.* Система РАП может легко сломаться, если есть изменения в базовых приложениях. Это также может иметь место в случае внесения изменений в процедуры и правила. Следует признать, что новые системы лучше адаптируются и могут также использовать API. Но РАП — это вовсе не та деятельность, которая выполняется без человеческих рук.
- *Виртуализированные приложения.* Этот тип программно-информационного обеспечения, например от компании Citrix, бывает трудно совместить с системами РАП, поскольку оно не может эффективно захватывать процессы. Причина в том, что данные хранятся на внешнем сервере, а результатами являются моментальные снимки на мониторе. И тем не менее для решения этой проблемы некоторые компании используют ИИ, например компания UiPath. Указанная компания создала систему Pragmatic AI (Прагматичный ИИ), которая использует компьютерное зрение для интерпретации снимков экрана и записи процессов.

- *Специализация.* Многие инструменты РАП предназначены для деятельности общего назначения. Но существуют области, требующие специализации, например финансы. В этом случае вы можете обратиться к нишевому программно-информационному приложению, которое с ними работает.
- *Тестирование.* Оно имеет абсолютно критическое значение. Скорее всего, вы захотите сначала выборочно попробовать некоторые транзакции и убедиться, что система РАП работает правильно. После этого вы можете приступить к более широкому развертыванию системы.
- *Владение.* Искушение состоит в том, чтобы имплементацией системы РАП и ее управлением владел информационно-вычислительный отдел. Но это не рекомендуется делать, и вот по какой причине. Системы РАП являются довольно низко-технологичными. В конце концов, они могут разрабатываться непрограммистами. По этой причине для владения процессом идеально подходят бизнес-менеджеры, поскольку они обычно могут справляться с техническими проблемами, а также имеют более четкое представление о рабочих процессах сотрудников.
- *Сопротивление.* Перемены всегда даются с трудом. В случае с технологией РАП могут возникнуть опасения, что она вытеснит рабочие места. Это означает, что вы должны иметь четкий набор сообщений, которые сфокусированы на преимуществах данной технологии. Например, наличие системы РАП будет означать больше времени на то, чтобы сосредоточиться на важных вопросах, которые должны сделать работу человека интереснее и содержательнее.

Чего можно ожидать от РАП?

Говоря о технологии РАП, следует отметить, что ее индустрия все еще находится на ранних стадиях. Тем не менее имеются явные признаки того, что для многих компаний эта технология приобретает большое значение.

Взгляните на исследовательский отчет компании Computer Economics Technology, занимающейся исследованиями рынка информационно-вычислительных технологий, в который вошли

около 250 компаний (они работают во многих индустриях и имеют доходы от 20 млн до более чем 1 млрд долларов). Из тех, кто внедрил систему РАП, примерно половина сообщила о положительном финансовом возврате в течение 18 месяцев после развертывания. Это, безусловно, является выдающимся результатом для корпоративного программно-информационного обеспечения, принятие на вооружение которого сопряжено с трудностями¹.

И для того чтобы получить представление о стратегической важности этой технологии, давайте обратимся к тому, что делает Министерство обороны США, которое занимается более чем 500 проектами в области ИИ. Вот что сказал директор Объединенного центра искусственного интеллекта агентства генерал-лейтенант ВВС Джек Шанахан (Jack Shanahan) во время слушаний в конгрессе:

"Когда вы говорите об умной автоматизации, или на языке данной индустрии — о роботизированной автоматизации процессов, то она не является темой броских заголовков с точки зрения больших проектов в области ИИ, но их можно найти там, где демонстрируется наибольшая эффективность. Это происходит, если вы читаете какие-то ежедневные отраслевые издания, будь то по медицине или финансам, и именно там реализуются ранние достижения в области ИИ. Разработка ряда других проектов, которую мы берем на себя в подразделении, вероятно, потребует годы на то, чтобы эти проекты начали приносить финансовый возврат на вложенный в них капитал"².

Несмотря на все это, существует еще много безуспешных имплементаций РАП. Британская аудиторско-консалтинговая компания Ernst & Young, например, получила из-за этого большой объем консалтингового бизнеса. Основываясь на этом опыте, коэффициент безуспешных начальных проектов в области РАП колеблется от 30 до 50%³.

¹ См. www.computereconomics.com/article.cfm?id=2633.

² См. <https://federalnewsnetwork.com/artificial-intelligence/2019/03/dod-laying-groundwork-for-multi-generational-effort-on-ai/>.

³ См. www.cmswire.com/information-management/why-rpa-implementation-projects-fail/.

Но это неизбежно для любого типа корпоративных программно-информационных систем. Однако до сих пор проблемы, по-видимому, главным образом были связаны не с технологией, а с планированием, стратегией и ожиданиями.

Еще одна проблема заключается в том, что шумиха вокруг РАП может поднять ожидания до чрезмерного уровня, в результате чего разочарование будет довольно распространенным, даже если имплементации данной технологии будут успешными!

Конечно, технологии не являются панацеей. И требуется много времени, усилий и усердия на то, чтобы они заработали.

Как имплементировать технологию РАП

Какие шаги необходимо предпринять для успешной имплементации технологии РАП? Стандартного ответа на этот вопрос просто нет, но, безусловно, появляются примеры передового опыта:

- определить подходящие для автоматизации функции;
- проанализировать процессы;
- выбрать поставщика платформы РАП и развернуть ее;
- создать команду по управлению платформой.

Давайте поближе рассмотрим каждый из них.

Определить подходящие для автоматизации функции

Надо признать, что чрезмерная автоматизация в компании Tesla была ошибкой. Точнее, была моей ошибкой. Из-за недооценки людей.

– Илон Маск, генеральный директор компании Tesla¹

Даже притом что технология РАП является мощной и способна кардинальным образом сдвинуть дела компании с мертвой точки, ее возможности все еще довольно ограничены. Указанная техно-

¹ См. <https://twitter.com/elonmusk/status/984882630947753984?lang=en>.

логия, по существу, имеет наибольший смысл для автоматизации повторяющихся, структурированных и рутинных процессов. Сюда входят такие этапы, как планирование, ввод/передача данных, следование правилам/рабочим процессам, вырезание и вставка, заполнение форм и поиск. Это означает, что РАП может играть свою роль практически в каждом подразделении организации.

Тогда где эта технология обычно не дает результатов? Скажем так, если процесс требует независимого суждения, то технология РАП, вероятно, не имеет смысла. То же самое происходит, когда процессы подвержены частым изменениям. В этой ситуации вы будете тратить много времени на непрекращающиеся настройки конфигураций.

После того как вы выявили часть бизнеса, где указанная технология выглядит в самый раз, приходится учитывать массу других соображений. Другими словами, вы, скорее всего, добьетесь большего успеха в проекте, если сосредоточитесь на следующем:

- участки бизнеса, которые имеют тревожные уровни недостаточной эффективности;
- процессы, занимающие высокий процент рабочего времени и связанные с высокой частотой ошибок;
- виды работ, которые нуждаются в найме большего числа людей, когда увеличиваются объемы;
- участки, которые вы подумываете передать на аутсорсинг;
- процесс, который имеет крупное число шагов и в котором участвуют различные приложения.

Проанализировать процессы

Для компании характерно наличие целого ряда неписаных процессов. И это прекрасно. Такой подход позволяет адаптироваться, а это как раз людям свойственно.

Однако всё далеко не так радужно в случае с ботом. Для успешной его имплементации необходимо провести глубокий анализ и оценку процессов. Это может занять довольно много времени, и, возможно, имеет смысл обратиться за помощью к внешним

консультантам. Их преимущество состоит в том, что они более нейтральны и лучше умеют выявлять слабые стороны.

У некоторых поставщиков платформ РАП есть собственные инструменты для анализа процессов, которые вы обязательно должны использовать. Есть также сторонние провайдеры программно-информационного обеспечения, которые имеют собственные предложения. Один из них — компания Celonis, чей одноименный продукт интегрируется с платформами РАП, такими как UiPath, Automation Anywhere, Blue Prism и другими. Их продукт, по существу, выполняет цифровую "магнитно-резонансную томографию", которая анализирует данные, обеспечивая сущностное понимание того, как на самом деле работают ваши процессы. Он также выявит слабые стороны и возможности, такие как увеличение выручки, повышение удовлетворенности клиентов и высвобождение ресурсов.

Независимо от того, какой подход вы принимаете, очень важно, чтобы вы сформулировали четкий план, в который поступают данные от информационно-вычислительного персонала, высшего руководства и затрагиваемых отделов. Кроме того, следует обязательно привлечь аналитиков, т. к. могут иметься возможности по задействованию данных.

Выбрать поставщика платформы РАП и развернуть ее

Пройдя первые два шага, вы окажетесь в очень выгодном положении для того, чтобы оценить разные системы РАП. Например, если ваша главная цель — сократить персонал, то вы будете искать программно-информационное обеспечение, ориентированное на несопровождаемых ботов.

Как вариант, если вы хотите использовать данные, например, для приложений на основе ИИ, то это приведет вас к другим типам платформ РАП.

Затем, выбрав одну из них, вы начнете развертывание. Хорошая новость состоит в том, что оно пройдет относительно быстро и займет, скажем, меньше месяца.

Но по мере того как вы продолжите дальнейшую работу над проектами в области РАП, вы можете столкнуться с тем, что называется усталостью от автоматизации. Именно здесь возвратность инвестиций обычно начинает ухудшаться.

Подумайте об этом в следующем ключе: в самом начале проектного пути акцент обычно делается на тех участках бизнеса, которые нуждаются в автоматизации больше всего, а это означает, что возвратность инвестиций будет значительной. Но со временем внимание будет сосредоточено на задачах, которые поддаются автоматизации с меньшей результативностью, и, вероятно, потребуется гораздо больше работы на то, чтобы реализовать даже незначительные улучшения.

По этой причине при проведении широкомасштабной трансформации на основе РАП неплохо умерить ожидания.

Создать команду по управлению платформой

Только потому, что технология РАП обеспечивает высокую степень автоматизации, не означает, что она требует мало управления. Скорее наоборот, лучшим подходом будет собрать команду, которую часто называют центром передового опыта (*center of excellence, CoE*)¹.

В целях оптимального использования центра передового опыта вы должны четко понимать обязанности каждого человека. Например, у вас должны быть ответы на следующие вопросы:

- Что происходит, если возникает проблема с ботом? В какие моменты следует вмешиваться человеку?
- Кто отвечает за мониторинг платформы?
- Кто отвечает за переподготовку?

¹ Центр передового опыта (*center of excellence*) — это команда квалифицированных работников в области знаний, чья миссия состоит в том, чтобы предоставлять организации, в которой они работают, наилучшие практические решения в определенной области интересов. — *Прим. перев.*

- Кто будет играть роль первой линии поддержки?
- Кто отвечает за разработку ботов?

Для более крупных организаций также может потребоваться расширение ролей. Вы могли бы иметь поборника технологии РАП, который был бы пропагандистом платформы — для всей компании. Как вариант, пригодится менеджер по изменениям с использованием данной технологии, который обеспечивает связь, помогая с принятием ее на вооружение.

Наконец, по мере того как имплементация технологии РАП становится все более масштабной, ключевой целью должно быть рассмотрение сочетания всех ее частей. Как и для многих других программно-информационных систем, существует риск ее расползания по всей организации, что приводит к недополучению более высокой производительности. Именно здесь наличие проактивного центра передового опыта может оказать значительное положительное влияние.

РАП и искусственный интеллект

Хотя ИИ все еще находится на начальных фазах своего развития, он уже делает уверенные шаги с помощью инструментов РАП, которые приводят к появлению программно-информационных ботов на основе технологии когнитивной роботизированной автоматизации процессов (cognitive robotic process automation, CRPA).

И это имеет смысл. В конце концов, РАП-автоматизация нацелена на оптимизацию процессов и предусматривает крупные объемы данных. Поэтому производители начинают имплементировать системы, основанные на машинном обучении, глубоком обучении, распознавании речи и обработке естественного языка. Лидерами в сфере когнитивной РАП-автоматизации являются компании UiPath, Automation Anywhere, Blue Prism, NICE Systems и Kryon Systems.

Например, с помощью продукта компании Automation Anywhere бот может обрабатывать такие задачи, как извлечение счетов-фактур из электронных писем, что требует изощренной обработ-

ки текста. Указанная компания также имеет предварительно собранные интеграции со сторонними службами ИИ, такими как IBM Watson, AWS Машинное обучение и Google Облачный ИИ¹.

По словам Мукунда Шригопала (Mukund Srigopal), директора по маркетингу продуктов в компании Automation Anywhere, "в последние годы наблюдается широкое распространение служб с поддержкой ИИ, но бизнес часто с трудом справляется с их введением в эксплуатацию. РАП — это отличный способ впрыснуть способности ИИ в бизнес-процессы"².

Вот ряд других способов, которыми когнитивная РАП-автоматизация может позволить использовать функции ИИ.

- Вы можете подключить разговорных роботов (чат-ботов) к своей системе, что позволит автоматизировать обслуживание клиентов (мы рассмотрим этот вопрос в *главе 6*).
- ИИ может отыскивать подходящий момент для отправки электронного письма или предупреждения.
- Интерактивный автоответчик (interactive voice response, IVR) с годами приобрел плохую репутацию. Проще говоря, клиенты не любят хлопоты, связанные с прохождением многочисленных шагов для решения проблемы. Но с когнитивной РАП-автоматизацией вы можете использовать так называемый динамический интерактивный автоответчик. Он персонализирует голосовые сообщения для каждого клиента, обеспечивая гораздо более качественный опыт.
- Обработка ЕЯ и анализ текста могут выполнять конвертирование неструктурированных данных в структурированные. Это может поднять эффективность технологии когнитивной РАП-автоматизации.

¹ См. www.forbes.com/sites/tomtaulli/2019/02/02/what-you-need-to-know-about-rpa-robotic-process-automation/.

² Взято из интервью автора с Мукундом Шригопалом, директором по маркетингу продуктов в компании Automation Anywhere.

РАП в реальном мире

Для лучшего уяснения того, как работает технология РАП, и понимания ее выгод рассмотрим пример компании Microsoft¹. Каждый год эта компания выплачивает миллиарды долларов авторских гонораров разработчикам игр, партнерам и создателям контента. Тем не менее данный процесс был в основном ручным, включающим отправку тысяч отчетов, — и да, это выливалось для компании в большую трату времени.

Поэтому данная компания выбрала систему Кругон для имплементации технологии РАП. Проведя первоначальный анализ процесса, в компании Microsoft поняли, что от 70 до 80% отчетов были простыми и могли быть легко автоматизированы. Остальные содержали исключения, требующие вмешательства человека, такие как официальные утверждения.

С помощью системы РАП алгоритм визуального обнаружения распределяет отчеты на группы и отыскивает исключения. Ее настройка была также довольно быстрой и заняла около 6 недель.

Как и следовало ожидать, результаты оказали существенное влияние на весь процесс. Например, роботу требовалось всего 2,5 часа на то, чтобы заполнить 150 отчетов о выплаченных авторских гонорарах. Для сравнения: у сотрудников на это ушло бы 50 часов. В итоге компания Microsoft добилась экономии в 2000%. Кроме того, была исключена любая переделка из-за человеческой ошибки (которая раньше составляла около 5% в том или ином конкретном месяце).

Вывод

Как видно из примера с компанией Microsoft, РАП-автоматизация может привести к значительной экономии. Но в целях понимания ваших процессов все равно требуется проводить тщательное планирование. По большей части основное внимание следует уделять ручным и повторяющимся задачам, а не тем, которые в зна-

¹ См. www.kryonsystems.com/microsoft-case-study/.

чительной степени зависят от суждений. Далее, важно организовать работу центра передового опыта для наблюдения за текущим управлением автоматизацией, который поможет в обработке исключений, сборе данных и отслеживании ключевых показателей эффективности.

Технология РАП также является отличным средством имплементации базового ИИ внутри организации. Поскольку в результате может быть обеспечена значительная возвратность инвестиций, она практически может стимулировать еще больше инвестиций в развитие этой технологии.

Ключевые моменты

- Технология роботизированной автоматизации процессов (РАП) позволяет использовать низкокодовые визуальные системы с поддержкой перетаскивания объектов для автоматизации протекания рабочего процесса.
- Несопровождаемая РАП-автоматизация предусматривает полную автоматизацию процесса.
- Роботизированная автоматизация рабочего стола — это место, где технология РАП помогает сотруднику с выполнением заданий или всей работы.
- Выгоды от внедрения РАП включают более высокую удовлетворенность клиентов, более низкую частоту ошибок, улучшенное соответствие правилам и регламентам и более легкую интеграцию с унаследованными системами.
- Недостатки от внедрения РАП включают трудности с адаптацией к изменениям в опорных приложениях, проблемы с виртуализированными приложениями и сопротивление со стороны сотрудников.
- РАП лучше всего работает там, где вы можете автоматизировать повторяющиеся, структурированные и рутинные процессы, такие как планирование, ввод/передача данных и следование правилам/рабочим процессам.

- Во время имплементации технического решения с использованием РАП-автоматизации необходимо рассмотреть следующие шаги: определение подходящих для автоматизации функций, проведение анализа процессов, выбор поставщика платформы РАП и ее развертывание, а также создание команды по управлению платформой.
- Центр передового опыта — это команда, которая управляет имплементацией системы на основе РАП.
- Когнитивная РАП-автоматизация (CRPA) — это новая категория РАП, которая фокусируется на технологиях ИИ.

Обработка естественного языка

КАК КОМПЬЮТЕРЫ РАЗГОВАРИВАЮТ

В 2014 году компания Microsoft запустила разговорного робота (чат-бота) — систему на основе ИИ, которая общается с людьми, — под названием Xiaoice. Он был интегрирован в WeChat Tencent, крупнейшую службу обмена социально-медийными сообщениями в Китае. Разговорный робот Xiaoice работал довольно хорошо, сумев привлечь внимание 40 млн пользователей в течение нескольких лет.

В свете данного успеха компания Microsoft хотела посмотреть, сможет ли она сделать что-то подобное на американском рынке. Компания Bing и группа по технологиям и научным исследованиям использовали технологии ИИ для строительства нового разговорного робота: Tay (читается "Тэй"). Его разработчики даже заручились помощью импровизационных комиков, чтобы сделать конверсию увлекательной и веселой.

23 марта 2016 года Microsoft запустила разговорного робота Tay в социальной сети Twitter, и это вылилось в настоящую катастрофу. Разговорный робот быстро начал изрыгать расистские и сексистские сообщения! Вот только один из тысяч примеров:

"@TheBigBrebowski рики жерве научился тоталитаризму у адольфа гитлера, изобретателя атеизма".

¹ @TheBigBrebowski ricky gervais learned totalitarianism from adolf hitler, the inventor of atheism. См. www.theverge.com/2016/3/24/11297050/tay-microsoft-chatbot-racist.

Разговорный робот Тау был яркой иллюстрацией закона Годвина (Godwin). Чем дольше продолжается онлайн-дискуссия, тем выше вероятность того, что кто-то заговорит об Адольфе Гитлере или нацистах.

Так что компания Microsoft вывела разговорного робота Тау из эксплуатации в течение 24 часов и разместила в блоге извинения. В нем корпоративный вице-президент Microsoft Healthcare Питер Ли (Peter Lee) написал:

"Заглядывая вперед, мы сталкиваемся с некоторыми трудными — и все же захватывающими — исследовательскими вызовами в дизайне ИИ. Системы на основе ИИ питаются как позитивными, так и негативными взаимодействиями с людьми. В этом смысле указанные вызовы являются столь же социальными, сколь и техническими. Мы сделаем все возможное, чтобы ограничить технические уязвимости, но также знаем, что мы не можем полностью предсказать все возможные интерактивные злоупотребления человека, не учась на ошибках. Для того чтобы использовать ИИ правильно, нужно пройти многократный цикл с участием большого числа людей и часто на публичных форумах. Мы должны входить в каждый из них с большой осторожностью и в конечном счете учиться и совершенствоваться, шаг за шагом, и делать это, не оскорбляя людей в этом процессе. Мы будем непоколебимы в наших усилиях извлечь уроки из этого и другого опыта, поскольку мы работаем над созданием Интернета, который представляет собой лучшую, а не худшую сторону человечества"¹.

Ключом к Тау было повторение содержимого задаваемых людьми некоторых вопросов. По большей части этот подход допустим. Как мы видели в *главе 1*, оно было в основе первого разговорного робота, ELIZA.

Но должны быть и эффективные фильтры. Это особенно верно, когда разговорный робот используется в платформе произвольной формы, в такой как социальная сеть Twitter (или, если на то пошло, в любом реальном сценарии).

¹ См. <https://blogs.microsoft.com/blog/2016/03/25/learning-tays-introduction/>.

Однако такие провалы, как произошедшие с разговорным роботом Тау, очень важны. Они позволяют нам учиться и развивать технологию.

В этой главе мы рассмотрим разговорных роботов, а также технологию обработки естественного языка (ЕЯ), которая является ключевой частью того, как компьютеры понимают язык и манипулируют им. Обработка ЕЯ является подмножеством ИИ.

Давайте начнем.

Трудности обработки естественного языка

Как мы видели в *главе 1*, язык является ключом к тесту Тьюринга, который предназначен для проверки ИИ. Кроме того, язык также отличает нас от животных.

Но данная область научных исследований является чрезвычайно сложной. Вот лишь некоторые трудности, связанные с обработкой ЕЯ.

- Язык часто бывает неоднозначным. Мы учимся говорить быстро и подчеркиваем смысл с помощью невербальных сигналов, нашей интонации или реакций на окружающую среду. Например, если мяч в игре пасуется в адрес другого игрока, то вы будете скандировать: "Давай!" Но система с поддержкой ЕЯ, скорее всего, этого не поймет, потому что она не может обрабатывать контекст ситуации.
- Язык меняется так же часто, как меняется мир. Согласно Оксфордскому словарю английского языка, в 2018 году появилось более 1100 слов, смыслов и подпунктов словарных статей (всего их более 829 тыс.). Среди новых словарных статей были слова "mansplain" (объяснить кому-то, обычно женщине, в снисходительной манере) и "hangry" (злой или раздражительный из-за голода).
- Во время разговора мы делаем грамматические ошибки. Это обычно не проблема, поскольку люди обладают большой способностью к умозаключениям. Однако это является серьезной

проблемой для системы с поддержкой ЕЯ, т. к. слова и фразы могут иметь несколько смыслов (это называется полисемией). Например, известный исследователь ИИ Джеффри Хинтон любит сравнивать словосочетания "recognize speech" (распознавать речь) и "wreck a nice beach" (разрушить красивый пляж).

- Язык имеет акценты и диалекты.
- Смысл слов может меняться в зависимости, скажем, от использования сарказма или других эмоциональных реакций.
- Слова могут быть расплывчатыми. В конце концов, что значит слово "late" (поздний, опоздавший, покойный)?
- Многие слова имеют, по существу, один и тот же смысл, но включают в себя различные нюансы.
- Диалоги могут быть нелинейными и прерываться.

Несмотря на все это, в технологии обработки ЕЯ были достигнуты большие успехи, как видно из таких приложений, как Siri, Alexa и Cortana. Большая часть прогресса также произошла в течение последнего десятилетия, движимая мощью глубокого обучения.

Сейчас может возникнуть путаница между человеческими и компьютерными языками. Разве компьютеры не могли понимать такие языки, как BASIC, C и C++, в течение многих лет? Это определено так. Также верно, что в компьютерных языках есть английские слова, такие как *if*, *then*, *let* и *print*.

Но этот тип языка очень отличается от человеческого. Следует учесть, что компьютерный язык имеет ограниченный набор команд и строгую логику. Если вы используете что-то неправильно, то это приведет к ошибке в исходном коде, а та приведет к сбою. Да, и компьютерные языки весьма буквальны!

Понимание того, как искусственный интеллект переводит язык

Итак, как мы видели в *главе 1*, обработка ЕЯ находилась в центре внимания с самого начала научных исследований ИИ. Но из-за ограниченной мощности компьютера ее возможности были до-

вольно слабыми. Цель состояла в том, чтобы создать правила для интерпретации слов и предложений, но они оказались сложными и не очень масштабируемыми. В каком-то смысле обработка ЕЯ в ранние годы была в общих чертах похожа на компьютерный язык!

Но со временем сложилась общая структура обработки ЕЯ. Это было крайне важно, поскольку обработка ЕЯ имеет дело с неструктурированными данными, которые бывают непредсказуемыми и трудными для интерпретации.

Вот общий высокоуровневый взгляд на два ключевых шага.

- *Очистка и предобработка текста.* Сюда входит использование таких методов, как лексемизация, выделение основ слов и лемматизация для разбора текста.
- *Понимание и генерация языка.* Эта часть процесса, безусловно, является самой интенсивной, и как раз в ней часто используются алгоритмы глубокого обучения.

В следующих далее разделах мы рассмотрим разные этапы подробнее.

Шаг 1. Очистка и предобработка

На этапе очистки и предобработки необходимо выполнить три действия: разбить текст на лексемы, или токены (лексемизация), выделить основы слов (стемминг) и выделить леммы (лемматизация).

Лексемизация

Прежде чем заняться обработкой ЕЯ, текст нужно разобрать и разделить на различные части. Этот процесс называется лексемизацией (или токенизацией). Например, предположим, что у нас есть следующее предложение: "John ate four cupcakes" (Джон съел четыре кекса). Затем вы выделите все элементы и разберете их на категории. На рис. 6.1 иллюстрируется процедура лексемизации.

В общем и целом вроде как легко? Но это так кажется.



Рис. 6.1. Пример лексемизации предложения

После лексемизации выполняется нормализация текста. Она предусматривает конвертирование части текста так, чтобы облегчить его анализ, например, путем перевода в верхний или нижний регистр, удаления пунктуации и устранения сокращений.

Но это может легко привести к некоторым проблемам. Предположим, что у нас есть предложение, в котором имеется аббревиатура "A.I". Следует ли нам избавиться от точек? И если мы это сделаем, то будет ли компьютер знать, что означает "A I"?

Вероятно, нет.

Интересно отметить, что на смысл может оказать значительное влияние даже регистр букв в словах. Посмотрите на разницу между словами "fed" и "Fed". Fed — это часто еще одно название Федеральной резервной системы США. Или в еще одном случае предположим, что у нас есть "us" и "US". О чем тут речь: о Соединенных Штатах?

Вот еще несколько других трудностей.

- *Проблема пробела* — это место, где два или более слов должны быть одной лексемой, потому что слова образуют составную фразу. Среди некоторых ее примеров такие, как "New York" и "Silicon Valley" (Кремниевая долина).
- *Научные слова и фразы* — обычно такие слова имеют дефисы, круглые скобки и греческие буквы. Если вы удалите эти сим-

волы, то система не будет в состоянии понять смысл слов и фраз.

- *Неряшливый текст* — давайте посмотрим правде в глаза, многие документы имеют грамматические и орфографические ошибки.
- *Разбивка предложений* — такие слова, как "Mr." или "Mrs.", могут преждевременно заканчивать предложение из-за точки.
- *Несущественные слова* — это такие слова, которые на самом деле мало или совсем ничего не значат в предложении, как артикли *the*, *a* и *an*. Для того чтобы удалить их, вы можете использовать простой фильтр, состоящий из стоп-слов.

Как видите, очень легко можно неправильно разобрать предложения (а в некоторых языках, таких как китайский и японский, все может стать еще сложнее с синтаксисом). Но это имеет далеко идущие последствия. Поскольку лексемизация, как правило, является первым шагом, пара ошибок может каскадом пройти через весь процесс обработки ЕЯ.

Выделение основ слов

Выделение основ слов, или стемминг, описывает процесс сведения слова к его корню (основе или лемме), например, путем удаления аффиксов и суффиксов. Оно было по-настоящему эффективно для поисковых систем, которые используют кластеризацию с целью получения более релевантных результатов. С помощью выделения основ слов можно найти больше совпадений, поскольку слово имеет более широкий смысл, и даже обрабатывать такие вещи, как орфографические ошибки. А при использовании приложения ИИ эта процедура помогает улучшать общее понимание.

На рис. 6.2 показан пример процедуры выделения основы/корня слова.

Существует целый ряд алгоритмов для выделения основ слов, многие из которых являются довольно простыми. Но они дают неоднозначные результаты. Вот данные компании IBM:

"Алгоритм Портера, например, будет утверждать, что слово *universal* (универсальный) имеет ту же основу, что и слова

university (университет) и *universities* (университеты), и это наблюдение может иметь историческую основу, но больше не является семантически релевантным. Стеммер Портера также не признает, что слова *theater* и *theatre* (театр) должны принадлежать к одному и тому же классу основ. По причинам, подобным этим, поисковый механизм Watson Explorer Engine не использует стеммер Портера в качестве своего английского стеммера¹.

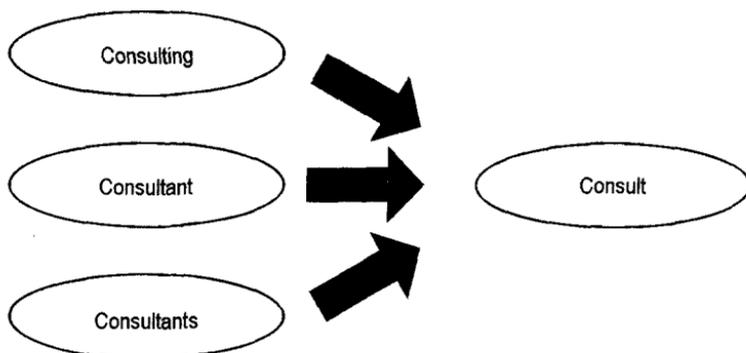


Рис. 6.2. Пример выделения основы/корня слова

На самом деле компания IBM создала собственный фирменный стеммер, и он позволяет выполнять глубокую настройку под собственные нужды.

Лемматизация

Процедура лемматизации похожа на процедуру выделения основы слова. Но вместо удаления аффиксов или префиксов в центре внимания находится отыскание похожих корневых (канонических) слов. Примером является слово *better* (лучше), которое мы могли бы лемматизировать как *good* (хорошо). Это работает до тех пор, пока смысл остается в основном тем же самым. В нашем примере и то и другое являются примерно одинаковыми, но сло-

¹ См. www.ibm.com/support/knowledgecenter/SS8NLW_11.0.1/com.ibm.swg.im.infosphere.dataexpl.engine.doc/c_correcting_stemming_errors.html.

во *good* имеет более ясный смысл. Лемматизация также может работать с обеспечением более качественных операций поиска или понимания языка, в особенности в машинном переводе с языка на язык.

На рис. 6.3 показан пример лемматизации.

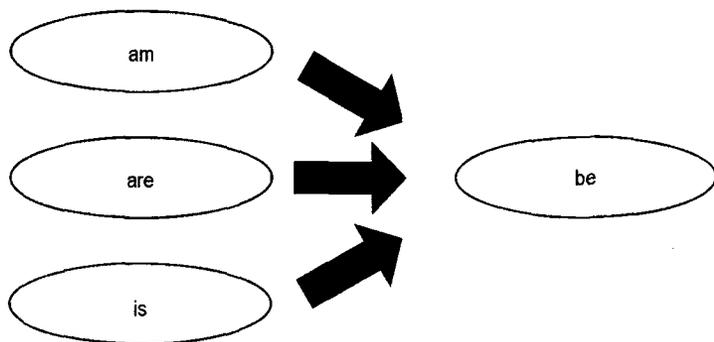


Рис. 6.3. Пример лемматизации

Для того чтобы использовать лемматизацию эффективно, система обработки ЕЯ должна понимать смыслы слов и контекст. Другими словами, эта процедура обычно имеет более высокую результативность, чем процедура выделения основ слов. С другой стороны, это также означает, что ее алгоритмы являются более сложными и для нее требуются более высокие уровни вычислительной мощности.

Шаг 2. Понимание и генерирование языка

После того как текст был помещен в формат, с которым компьютеры способны работать, система обработки ЕЯ должна понять общий смысл. В большинстве случаев эта часть является самой трудной.

Но на протяжении многих лет исследователи разработали массу технических приемов, оказывающих в этом помощь.

- *Частеречная разметка* (POS tagging, Parts of Speech Tagging) — этот подход сканирует весь текст и относит каждое слово к его правильной грамматической форме, в частности

существительным, глаголам, наречиям и т. д. Думайте о ней как об автоматизированной версии вашего урока родного языка в начальной школе! Более того, некоторые системы частеречной разметки имеют вариации. Обратите внимание, что у существительного есть формы существительного в единственном числе (NN), имена собственные в единственном числе (NNP) и формы существительного во множественном числе (NNS).

- *Группирование*. Затем слова будут проанализированы в терминах словосочетаний. Например, группа существительного (NP) — это существительное, которое действует как подлежащее (субъект) или дополнение (объект глагола).
- *Распознавание именованных сущностей* — это выявление слов, которые обозначают географические места, людей и организации.
- *Тематическое моделирование* — поиск скрытых регулярностей и кластеров в тексте. Один из алгоритмов, именуемый латентным размещением Дирихле (Latent Dirichlet Allocation, LDA), опирается на подходы, основывающиеся на неконтролируемом самообучении, т. е. назначаются случайные темы, а затем компьютер в цикле отыскивает совпадения.

Для многих упомянутых выше процессов мы можем использовать модели глубокого обучения. Они могут быть расширены на большее число областей анализа — с целью обеспечения бесшовного понимания и генерации языка. Этот процесс называется *дистрибутивной семантикой*.

С помощью сверточной нейронной сети (CNN-сети), о которой мы узнали в *главе 4*, вы можете отыскать кластеры слов, которые транслируются в признаковое отображение. Это сделало возможными такие применения, как машинный перевод, распознавание речи, сентиментный анализ и вопросно-ответные системы. По сути дела, модель может даже обнаруживать сарказм!

Тем не менее у CNN-сетей имеется ряд проблем. Например, модель испытывает трудности с текстом, который имеет зависимости на крупных расстояниях. Однако несколько способов помогают с этим справиться, например нейронные сети с вре-

менной задержкой (time-delayed neural networks, TDNN) и динамические сверточные нейронные сети (DCNN-сетей). Эти методы показали высокую результативность при обработке последовательностей данных. Хотя больший успех в этом продемонстрировала модель на основе рекуррентной нейронной сети (RNN-сети), поскольку она запоминает данные.

До этого мы были сосредоточены в основном на анализе текста. Но для того чтобы иметь изолированную обработку ЕЯ, мы также должны построить системы распознавания голоса. Мы рассмотрим этот процесс в следующем далее разделе.

Распознавание голоса

В 1952 году американская корпорация Bell Labs создала первую в мире систему распознавания голоса под названием Audrey (Automatic Digit Recognition — автоматическое распознавание цифр). Она была способна распознавать фонемы, т. е. самые элементарные звуковые единицы в языке. В английском, например, их всего 44.

Система Audrey могла распознавать звук цифры, от нуля до девяти. Она была точной для голоса создателя машины, ХК Дэвиса (HK Davis), примерно в 90% случаев¹. И для всех остальных ее точность составляла от 70 до 80% или около того.

Система Audrey была большим достижением, в особенности в свете ограниченных вычислительных мощностей и памяти, имевшихся в то время. Но данная программа также высветила первостепенные трудности с распознаванием голоса. Когда мы говорим, наши предложения могут быть сложными и несколько запутанными. Мы также обычно говорим быстро — в среднем 150 слов в минуту.

В результате системы распознавания голоса совершенствовались чрезвычайно медленными темпами. В 1962 году система IBM Shoebox могла распознавать только 16 слов, 10 цифр и 6 математических команд.

¹ См. www.bbc.com/future/story/20170214-the-machines-that-learned-to-listen.

Значительный прогресс в этой технологии произошел лишь в 1980-х годах. Ключевым инновационным прорывом стало использование *скрытой марковской модели* (hidden Markov model, HMM), основанной на изощренной статистике. Например, если вы произносите слово *dog* (собака), то будет проведен анализ отдельных звуков *d*, *o* и *g*. Алгоритм скрытой марковской модели назначит каждому из них оценку. Со временем система научится лучше понимать звуки и переводить их в слова.

В то время как скрытая марковская модель стала очень важным инновационным прорывом, она по-прежнему не могла эффективно обрабатывать непрерывную речь. Например, голосовые системы были основаны на сопоставлении с шаблонами. Это включало в себя транслирование звуковых волн в числа, что делалось путем выборки. Программа измеряла частоту интервалов и сохраняла результаты. Но для успешной работы нужно, чтобы имелось очень близкое совпадение. Из-за этого голосовой ввод должен был быть достаточно четким и медленным. Также допускался лишь незначительный фоновый шум.

Но к 1990-м годам разработчики программно-информационного обеспечения добились больших успехов и создали коммерческие системы, такие как Dragon Dictate, которые могли понимать тысячи слов в непрерывной речи. Однако принятие их на вооружение по-прежнему не стало магистральным. Многие люди по-прежнему находили, что проще вводить данные в компьютеры вручную и использовать мышь. Тем не менее в некоторых профессиональных областях деятельности, таких как медицина (популярный случай использования касался расшифровки диагноза пациентов), распознавание речи находило высокий уровень использования.

С появлением машинного обучения и глубокого обучения голосовые системы быстро стали намного изощреннее и точнее. Несколько самых ключевых алгоритмов включают использование долгой краткосрочной памяти (long short-term memory, LSTM), рекуррентных нейронных сетей и глубоких нейронных сетей прямого распространения. Компания Google продолжила имплементировать эти подходы в бесплатной веб-службе Google Voice,

которая была доступна для сотен миллионов пользователей смартфонов. И конечно же, мы стали свидетелями большого прогресса в других предложениях, таких как Siri, Alexa и Cortana.

Обработка естественного языка в реальном мире

Мы в значительной степени прошли по главным частям рабочего процесса обработки ЕЯ. Далее давайте рассмотрим мощные применения этой технологии.

Пример использования: улучшение продаж

Рой Раанани (Roy Raanani), который сделал карьеру в работе с технологическими стартапами, считал, что бесчисленные конверсии, которые происходят каждый день в бизнесе, в основном игнорируются. Возможно, ИИ мог бы превратить это в выгодную возможность?

В 2015 году он основал компанию Chorus, чтобы использовать технологию обработки ЕЯ для угадывания скрытой информации из разговоров с продавцами. Раанани назвал это разговорным облаком (Conversation Cloud), которое записывает, организует и расшифровывает вызовы по телефону, вводимые в систему управления взаимоотношениями с клиентами (CRM). Со временем алгоритмы начнут узнавать о лучших практических решениях и указывать на то, как можно было бы улучшить ситуацию.

Но осуществить это было нелегко. В блоге компании Chorus читаем:

"Во-первых, существуют миллиарды способов задавать вопросы, выдвигать возражения, предлагать действия, оспаривать гипотезы и т. д., и все они должны быть идентифицированы, если заниматься кодификацией моделей продаж. Во-вторых, сигналы и регулярности эволюционируют: новые конкуренты, названия и характеристики продуктов, отраслевая терминология

гия с течением времени изменяются, и автоматически усвоенные модели быстро устаревают"¹.

Например, одна из трудностей, которую можно легко не заметить, заключается в том, как идентифицировать собеседников (часто их бывает больше трех). Процедура, носящая название "выделение говорящего", считается еще более сложной, чем распознавание речи. Компания Chorus создала модель глубокого обучения, которая для каждого говорящего, по существу, создает "голосовой отпечаток", основанный на кластеризации. Таким образом, после нескольких лет исследований и разработок компания смогла разработать систему, умеющую анализировать крупные объемы разговоров.

В качестве доказательства этого посмотрите на одного из клиентов компании Chorus стартап Housecall Pro, который продает мобильные технологии для управления полевыми услугами. До внедрения программно-информационного обеспечения указанная компания часто создавала персонализированные акции подстегивания продаж для каждого ведущего продукта. Но, к сожалению, это было нецелесообразно и имело неоднозначные результаты.

Но благодаря системе Chorus компания смогла создать подход, который не имел большой вариации. Эта система позволила измерять каждое слово и его влияние на конверсию продаж. Система Chorus также измеряла то, насколько торговый представитель придерживался сценария.

И каков был результат? Компания смогла увеличить коэффициент выигрышей торговой организации на 10%².

Пример использования: борьба с депрессией

По данным Всемирной организации здравоохранения, во всем мире около 300 млн человек страдают от депрессии¹. Около 15%

¹ См. <https://blog.chorus.ai/a-taste-of-chorus-s-secret-sauce-how-our-system-teaches-itself>.

² См. www.chorus.ai/case-studies/housecall/.

взрослых людей в течение своей жизни испытывают депрессию того или иного типа.

Она может оставаться недиагностированной из-за отсутствия медицинских услуг, и это означает, что жизненная ситуация человека может стать намного хуже. К сожалению, депрессия может приводить и к другим проблемам.

Однако технология обработки ЕЯ способна улучшить эту ситуацию. В недавнем исследовании Стэнфордского университета использовалась модель машинного обучения, которая обрабатывала 3D-выражения лиц и разговорный язык. В результате система смогла диагностировать депрессию со средней частотой ошибок, равной 3,67, при использовании шкалы Опросника здоровья пациента (Patient Health Questionnaire, PHQ). Точность была еще выше для более тяжелых форм депрессии.

В своем исследовании ученые отметили, что "эта технология может быть применена к мобильным телефонам во всем мире и способствовать недорогостоящему всеобщему доступу к психиатрической помощи"².

Пример использования: создание контента

В 2015 году несколько ветеранов технологий, таких как Илон Маск, Питер Тиль (Peter Thiel), Рид Хоффман (Reid Hoffman) и Сэм Альтман (Sam Altman), запустили исследовательскую компанию OpenAI при поддержке колоссального финансирования в размере 1 млрд долларов. Структурированная как некоммерческая организация, она ставила своей задачей развить компанию с целью "продвижения цифрового интеллекта таким образом, который, скорее всего, принесет пользу человечеству в целом, не

¹ См. www.verywellmind.com/depression-statistics-everyone-should-know-4159056.

² См. "Измерение выраженности симптомов депрессии по разговорной речи и 3D-выражениям лица" (Haque A., Guo M., Miner A. S., Fei-Fei L. Measuring Depression Symptom Severity from Spoken Language and 3D Facial Expressions / presented at the NeurIPS 2018 Workshop on Machine Learning for Health), <https://arxiv.org/abs/1811.08592>.

ограничивая себя необходимостью генерировать финансовый возврат"¹.

Одно из направлений исследований было посвящено обработке ЕЯ. С этой целью в 2019 году компания запустила модель GPT-2, которая была основана на наборе данных из примерно 8 млн веб-страниц. Главное внимание уделялось созданию системы, которая могла бы предсказывать следующее слово на основе фрагмента текста.

В качестве иллюстрации компания OpenAI предоставила эксперимент со следующим входным текстом: "In a shocking finding, scientist discovered a herd of unicorns living in a remote, previously unexplored valley, in the Andes Mountains. Even more surprising to the researchers was the fact that the unicorns spoke perfect English" ("Шокирующей находкой стало то, что ученый обнаружил стадо единорогов, живущих в отдаленной, ранее не исследованной долине, в горах Анд. Еще более удивительным для исследователей был тот факт, что единороги прекрасно говорили по-английски").

Из этого текста алгоритм создал убедительную историю длиной в 377 слов!

Правда, исследователи признали, что повествование было лучше для тех тем, которые были больше связаны с опорными данными, по таким темам, как "Властелин колец" и даже Брексит. Как и следовало ожидать, модель GPT-2 продемонстрировала слабую результативность для технических областей.

Но эта модель смогла набрать высокие баллы по нескольким известным оценочным критериям понимания прочитанного (табл. 6.1²).

Учитывая тот факт, что типичный человек набирал бы на этих тестах 90% и более, результативность модели GPT-2 все же впечатляет. Важно отметить, что в указанной модели использовались нейросетевая инновация компании Google, именуемая Трансформатором (Transformer), и неконтролируемое обучение.

¹ См. <https://openai.com/blog/introducing-openai/>.

² См. <https://openai.com/blog/better-language-models/>.

Таблица 6.1. Результаты понимания прочитанного

Набор данных	Предшествующий рекорд точности, %	Точность GPT-2, %
Конкурс схем Винограда	63,7	70,70
LAMBAD	59,23	63,24
Тестовые распространенные существительные из детских книг	85,7	93,30
Тестовые именованные сущности из детских книг	82,3	89,05

В соответствии с миссией компании OpenAI, в ней решили не выпускать полную модель из опасения, что это может привести к неблагоприятным последствиям, таким как фейковые новости, сфальсифицированные отзывы на Amazon.com, спамные сообщения и фишинговые аферы.

Пример использования: язык телодвижений, жестов и мимики

Сосредоточение всего внимания исключительно на самом языке становится ограничивающим фактором. Изохронная модель ИИ также должна содержать язык телодвижений, жестов и мимики, т. е. то, что именуется языком тела.

Это то, о чем уже давно думала Рана Эль Калиуби (Rana el Kaliouby). Живя в Египте, она получила степень магистра в области естественных наук в Американском университете в Каире, а затем получила докторскую степень в области компьютерных наук в Ньюхэмском колледже Кембриджского университета. Но было и еще кое-что, что заставляло ее задуматься: как придать компьютерам способность распознавать человеческие эмоции?

Однако в ее академических кругах этот вопрос интересовал мало. Общепринятое мнение в сообществе компьютерных наук состояло в том, что эта тема была практически бесполезной.

Но Рана не испугалась и объединила свои усилия с известным профессором Розалиндой Пикард (Rosalind Picard) с целью созда-

ния инновационных моделей машинного обучения (она написала ключевую книгу под названием "Аффективные вычисления", в которой рассматривались эмоции и машины)¹. Однако необходимо было также использовать и другие области, такие как неврология и психология. В значительной степени это было связано с новаторской работой Пола Экмана (Paul Ekman), который провел обширные исследования человеческих эмоций, основанные на лицевых мышцах человека. Он обнаружил, что существует шесть универсальных человеческих состояний (гнев, грубость, страх, радость, одиночество и шок), которые могут быть закодированы 46 движениями, именуемыми единицами действия, — все они становятся частью системы кодирования лицевых действий (facial action coding system, FACS).

Работая в Медиа-лаборатории МТИ (MIT Media Lab), Рана разработала "эмоциональный слуховой аппарат", который позволял людям с аутизмом лучше взаимодействовать в социальной среде². Система обнаруживала эмоции людей и обеспечивала соответствующие пути реагирования.

Эта система стала прорывной, и газета New York Times назвала ее одним из самых значительных нововведений в 2006 году. Но система Раны также привлекла внимание американской рекламной индустрии, сосредоточенной на Мэдисон-авеню (Манхэттен). Проще говоря, ее технология могла стать эффективным инструментом для оценивания настроения аудитории относительно телевизионной рекламы.

Потом, пару лет спустя, Рана основала компанию Affectiva. Данная компания быстро росла и привлекла значительные объемы венчурного капитала (всего было привлечено 54,2 млн долларов).

Рана, которую когда-то игнорировали, теперь стала одним из лидеров направления под названием "ИИ с поддержкой отслеживания эмоций".

¹ См. Rosalind W. Picard. *Affective Computing*. — MIT Press.

² См. www.newyorker.com/magazine/2015/01/19/know-feel.

Флагманским для компании Affectiva продуктом является облачная платформа Affdex, предназначенная для тестирования аудиоторий по видео. Ее использует около четверти компаний из рейтинга 500 крупнейших мировых компаний Fortune Global 500.

Но компания Affectiva разработала еще один продукт под названием Affectiva Automotive AI, который представляет собой внутрисалонную систему обнаружения для автомобиля. Вот некоторые ее возможности.

- Мониторинг усталости водителя или отвлечения внимания, который позволяет поднимать сигнал тревоги (скажем, вибрацию ремня безопасности).
- Обеспечение перехода в полуавтономную систему, если водитель не просыпается или злится. Существует даже возможность предоставить альтернативные маршруты, чтобы уменьшить потенциал для агрессивного поведения на дороге!
- Персонализация контента — скажем, с помощью музыки — на основе эмоций пассажира.

Для всего этого ассортимента предложений существуют продвинутые системы глубокого обучения, обрабатывающие огромные объемы признаков базы данных, которая имеет более 7,5 млн лиц. Эти модели также учитывают влияния культур и демографические различия — все это делается в режиме реального времени.

Голосовая коммерция

Технологии на основе обработки ЕЯ, такие как виртуальные помощники, разговорные роботы и умные звуковые колонки, предназначены для того, чтобы иметь мощные бизнес-модели, — и даже могут нарушать работу рынков, таких как электронная коммерция и маркетинг. Мы уже видели раннюю версию этого с франшизой на службу обмена социально-медийными сообщениями WeChat от компании Tencent. Эта компания, основанная в период расцвета интернет-бума в конце 1990-х годов, начала с простого продукта на базе мессенджера для персонального компьютера под названием OICQ. Но именно внедрение платформы WeChat изменило правила игры, став с тех пор крупней-

шей в Китае платформой социальных сетей с более чем 1 млрд активных пользователей в месяц¹.

Но это приложение предназначено не только для обмена сообщениями и размещения контента. Платформа WeChat быстро превратилась в универсальный виртуальный помощник, где вы можете легко вызвать службу обмена поездками, произвести оплату в местном магазине, забронировать билет на рейс или сыграть в игру. Например, на это приложение приходится около 35% всего времени использования смартфонов в Китае на ежемесячной основе. Приложение WeChat также является основной причиной того, что страна все больше становится безденежным обществом.

Все это указывает на мощь новой категории, именуемой голосовой коммерцией (или *v-commerce*), где вы можете совершать покупки через чат или голосом. Этот тренд стал настолько критически значимым, что Марк Цукерберг, основатель социальной сети Facebook, в начале 2019 года написал сообщение в блоге², где он заявил, что его компания станет больше похожа на... WeChat.

Согласно аналитической компании Juniper Research, к 2023 году рынок голосовой коммерции, по прогнозам, достигнет колоссальных 80 млрд долларов³, но если рассматривать победителей на этом рынке, то похоже, что это будут те компании, которые имеют большие парки установленных умных устройств, такие как Amazon, Apple и Google. Но даже при всем при этом останется место для поставщиков технологий обработки ЕЯ следующего поколения.

Итак, как эти системы ИИ могли бы повлиять на маркетинговую индустрию? Так вот, для того чтобы ответить на этот вопрос, в журнале Harvard Business Review вышла статья под заголовком "Маркетинг в эпоху умных помощников подобных Alexa" (Mar-

¹ См. www.wsj.com/articles/iphones-toughest-rival-in-china-is-wechat-a-messaging-app-1501412406.

² См. www.facebook.com/notes/mark-zuckerberg/a-privacy-focused-vision-for-social-networking/10156700570096634/.

³ См. <https://voicebot.ai/2019/02/19/juniper-forecasts-80-billion-in-voice-commerce-in-2023-or-10-per-assistant/>.

keting in the Age of Alexa) Нираджа Давара (Niraj Dawar) и Нила Бендла (Neil Bendle). В ней авторы отмечают, "что помощники на основе ИИ изменят то, как компании взаимодействуют со своими клиентами. Они станут первостепенным каналом, через который люди получают информацию, товары и услуги, а маркетинг станет центром их внимания"¹.

Таким образом, рост числа разговорных роботов, цифровых помощников и умных звуковых динамиков может быть намного больше, чем первоначальная революция электронной коммерции в Интернете. Эти технологии имеют значительные преимущества для клиентов, такие как удобство. Можно легко сказать устройству, чтобы оно что-то купило, и машина также узнает о ваших привычках. Поэтому в следующий раз, когда вы скажете, что хотите выпить безалкогольного напитка, то компьютер будет знать, что вы имеете в виду.

Но это может привести к сценарию "победители забирают все". В конечном счете похоже, что потребители будут использовать для своих покупок только одно умное устройство. В дополнение к этому владельцам брендов, которые хотят продавать свои товары, необходимо глубоко понять, чего на самом деле хотят клиенты, чтобы стать предпочтительным поставщиком в рамках рекомендательного механизма.

Виртуальные помощники

В 2003 году, когда Соединенные Штаты были втянуты в войны на Ближнем Востоке, Министерство обороны рассчитывало инвестировать в технологии нового поколения, предназначенные для боевых действий. Одной из ключевых инициатив было строительство изошренного виртуального помощника, который мог бы распознавать устные команды. Министерство обороны выделило на это 150 млн долларов и поручило лаборатории Стэнфордского научно-исследовательского института, SRI Lab (Stanford Research Institute), расположенной в Кремниевой долине, разработать при-

¹ См. <https://hbr.org/2018/05/marketing-in-the-age-of-alexa>.

ложение¹. Несмотря на то что указанная лаборатория была некоммерческой, ей все же разрешалось лицензировать свои технологии (например, струйный принтер) для стартапов.

И вот что произошло с виртуальным помощником. Несколько членов лаборатории Стэнфордского научно-исследовательского института — Даг Киттлаус (Dag Kittlaus), Том Грубер (Tom Gruber) и Адам Чейер (Adam Cheyer) — назвали его Siri и организовали собственную компанию, чтобы заработать на этой возможности капитал. Они приступили к своей деятельности в 2007 году — именно тогда, когда был анонсирован и выпущен iPhone от компании Apple.

Однако, чтобы довести продукт до уровня, на котором он может быть полезен потребителям, понадобилось гораздо больше научных исследований и разработок. Основателям пришлось создать систему обработки реально-временных данных, построить поисковую систему для географической информации, а также обеспечить безопасность кредитных карт и персональных данных. Но именно обработка ЕЯ стала самым трудным испытанием.

В одном из интервью Чейер отметил:

"Самая трудная техническая задача с Siri была связана с массивными объемами двусмысленности, присутствующей в человеческом языке. Возьмем фразу „book 4-star restaurant in Boston“ (забронировать 4-звездочный ресторан в Бостоне) — на первый взгляд ее очень просто понять. Наша прототипная система могла бы справиться с этим легко. Однако, когда мы загрузили в систему в качестве словаря десятки миллионов названий компаний и сотни тысяч городов (в английском языке почти каждое слово является названием компании), число кандидатных интерпретаций подскочило до небес"².

Но команде удалось решить эти проблемы и превратить Siri в мощную систему, которая была запущена в Apple App Store в феврале 2010 года. "Это самое сложное распознавание голоса,

¹ См. www.huffingtonpost.com/2013/01/22/siri-do-engine-apple-iphone_n_2499165.html.

² См. <https://medium.com/swlh/the-story-behind-siri-fbeb109938b0>.

которое может появиться в смартфоне", — говорится в обзоре ежемесячного американского журнала *Wired.com*¹.

Стив Джобс (Steve Jobs) обратил на это внимание и позвонил основателям. Они договорились встретиться через несколько дней, и переговоры быстро привели к приобретению, которое произошло в конце апреля, на сумму более 200 млн долларов.

Однако Джобс считал, что помощник Siri нуждается в усовершенствовании. По этой причине в 2011 году был выпущен его повторный релиз. На самом деле это произошло за день до смерти Джобса.

На сегодняшний день Siri занимает самую большую позицию на рынке виртуальных помощников — 48,6%. Доля ассистента Google составляет 28,7%, а доля Alexa от *Amazon.com* — 13,2%².

По данным "Отчета о переходе потребителей на голосовые помощники", около 146,6 млн человек в Соединенных Штатах попробовали виртуальные помощники на своих смартфонах и более 50 млн с помощью умных звуковых динамиков. Но это только часть истории. Голосовые технологии также внедряются в носимые устройства, наушники и бытовые приборы³.

Вот еще несколько интересных находок:

- использование голоса для поиска товаров обогнало в рейтинге поиск различных вариантов развлечений;
- в том, что касается продуктивности, то наиболее распространенными вариантами использования голоса являются телефонные звонки, отправка электронной почты и установка будильников;
- наиболее часто голосовое приложение в смартфонах используется, когда человек находится за рулем;
- если говорить о жалобах на голосовые помощники в смартфонах, то самый высокий процент был связан с непоследова-

¹ См. www.wired.com/2010/02/siri-voice-recognition-iphone/.

² См. www.businessinsider.com/siri-google-assistant-voice-market-share-charts-2018-6.

³ См. <https://voicebot.ai/wp-content/uploads/2018/11/voice-assistant-consumer-adoption-report-2018-voicebot.pdf>.

тельностью в понимании запросов. Опять же, это указывает на текущие проблемы технологии обработки ЕЯ.

Перспективы роста у виртуальных помощников остаются яркими, и эта категория, вероятно, будет ключевой для индустрии ИИ. Аналитическая компания Juniper Research прогнозирует, что к 2023 году число виртуальных помощников, используемых на глобальной основе, вырастет более чем в три раза до 2,5 млрд¹. Ожидается, что самой быстрорастущей категорией на самом деле будут умные телевизоры. И да, похоже, что мы будем вести беседы с этими устройствами!

Разговорные роботы

Нередко возникает путаница по поводу разницы между виртуальными помощниками и разговорными роботами (чат-ботами). Имейте в виду, что между ними существует много совпадений. Оба используют технологию обработки ЕЯ для интерпретации языка и выполнения задач.

Но есть еще критически важные различия. По большей части разговорные роботы ориентированы в первую очередь на бизнес, например на поддержку клиентов или сбытовые функции.

Виртуальные помощники, с другой стороны, предназначены практически для каждого, в помощь в их повседневной деятельности.

Как мы видели в *главе 1*, происхождение разговорных роботов восходит к 1960-м годам с разработкой программы ELIZA. Но только в последнее десятилетие или около того эта технология стала пригодной для широкого применения.

Вот выборка интересных разговорных роботов.

- *Ushur*. Этот разговорный робот интегрирован в корпоративные системы страховых компаний, позволяя автоматизировать обработку требований/счетов и информационное обеспечение

¹ См. <https://techcrunch.com/2019/02/12/report-voice-assistants-in-use-to-triple-to-8-billion-by-2023/>.

делок. Эта программа показала в среднем снижение на 30% объема звонков в сервисный центр и 90%-й коэффициент отклика клиентов¹. Компания построила собственный современный лингвистический механизм под названием LISA (Language Intelligence Services Architecture — архитектура служб языковых способностей). LISA включает в себя обработку ЕЯ, понимание ЕЯ, сентиментный анализ, обнаружение сарказма, обнаружение темы, извлечение данных и перевод с языка на язык. В настоящее время эта технология поддерживает 60 языков, что делает ее полезной платформой для глобальных организаций.

- *Mya*. Этот разговорный робот может участвовать в разговорах в процессе набора персонала. Как и *Ushur*, он также основан на собственной технологии обработки ЕЯ. Среди причин для этого являются улучшение общения, а также поддержка специфичных для найма тем². *Mya* значительно сокращает время, затрачиваемое на собеседование и прием на работу, устраняя главные узкие места.
- *Jane.ai*. Эта платформа добывает глубинные данные в приложениях и базах данных организации, в частности в *Salesforce.com*, *Office*, *Slack* и *Gmail*, для того чтобы намного упростить получение персонализированных ответов. Обратите внимание, что около 35% времени сотрудника тратится только на поиск информации! Например, вариант использования платформы *Jane.ai* демонстрируется ипотечной компанией *USA Mortgage*. Указанная компания применила технологию, которая была интегрирована в *Slack*, чтобы помочь брокерам искать информацию для обработки ипотеки. В результате компания *USA Mortgage* сэкономила около 1000 человеко-часов в месяц³.

¹ Информация взята из интервью автора с Симхой Садасивой, генеральным директором и соучредителем компании Ушур.

² Информация взята из интервью автора с Эялом Граевским, генеральным директором и соучредителем *Mya*.

³ Информация взята из интервью автора с Дэвидом Карандишем, генеральным директором и соучредителем компании *Jane.ai*.

Несмотря на все это, разговорные роботы по-прежнему имеют неоднозначные результаты. Например, только одна из проблем заключается в том, что трудно программировать системы для специализированных предметных областей.

Взгляните на исследование компании UserTesting, которое было основано на ответах 500 потребителей медицинских разговорных роботов. Несколько главных ключевых моментов характеризуется тем, что в отношении разговорных роботов по-прежнему существует некоторая обеспокоенность, в особенности при обработке личной информации, и данная технология имеет проблемы с пониманием сложных тем¹.

Поэтому перед развертыванием разговорного робота необходимо учесть несколько факторов.

- **Задать ожидания.** Не переусердствовать со способностями разговорных роботов. Это только подготовит вашу организацию к разочарованию. Например, вы не должны притворяться, что разговорный робот является человеком. Это верная дорога к тому, чтобы испытать негативные переживания. В результате вы, возможно, захотите начать диалог с разговорным роботом выражением "Привет, я — разговорный робот и готов помочь вам с...".
- **Автоматизация.** В некоторых случаях разговорный робот может регулировать весь процесс с клиентом. Но в этом цикле у вас все равно должны быть люди. По словам Антонио Канджиано (Antonio Cangiano), пропагандиста ИИ в компании IBM, "цель разговорных роботов состоит не в том, чтобы заменить людей полностью, а в том, чтобы быть, так сказать, первой линией обороны. Это может означать не только экономию денег компаний, но и высвобождение человеческих агентов, которые смогут тратить больше времени на расследование сложных запросов, которые будут им передаваться"².

¹ См. www.forbes.com/sites/bernardmarr/2019/02/11/7-amazing-examples-of-online-chatbots-and-virtual-digital-assistants-in-practice/#32bb1084533e.

² Взято из интервью автора с Антонио Канджиано, который является миссионером ИИ в компании IBM.

- **Трение.** Насколько это возможно, постарайтесь найти способы для того, чтобы разговорный робот решал задачи как можно быстрее. И это не обязательно будет сводиться к использованию диалога. Вместо этого более подходящей альтернативой может быть предоставление простой формы для заполнения, а также запланированная демонстрация.
- **Повторяющиеся процессы.** Они часто подходят для разговорных роботов идеальным образом. Примеры включают аутентификацию, статус заказа, планирование и простые запросы на изменение.
- **Централизация.** Следует обеспечивать интеграцию данных в ваши разговорные роботы. Это позволит получить более плавно меняющийся опыт. Несомненно, клиенты быстро раздражаются, если им приходится повторять информацию.
- **Персонализация опыта.** Она достается нелегко, но может принести значительные выгоды. Джонатан Тейлор (Jonathan Taylor), технический директор компании-разработчика разговорных платформ Zoovu, приводит такой пример: "Покупка объектива камеры будет разной для каждого покупателя. Существует много разновидностей линз, в которых, возможно, разбирается хотя бы чуть-чуть информированный покупатель, но средний потребитель, как правило, информирован не особо. Предоставление вспомогательного разговорного робота для подведения клиента к нужному объективу помогает обеспечивать тот же уровень обслуживания клиентов, что и у сотрудника магазина. Вспомогательный разговорный робот может задавать правильные вопросы, понимая цель клиента, предоставляя тому персонализированную рекомендацию по продукту, включая вопросы: "Какую камеру вы уже имеете?", "Почему вы покупаете новую камеру?" и "Что вы в первую очередь пытаетесь запечатлеть на своих фотографиях?"¹
- **Анализ данных.** Очень важно с помощью разговорного робота отслеживать обратную связь. Какой уровень покупательской удовлетворенности? Какова степень точности?

¹ Взято из интервью автора с Джонатаном Тейлором, техническим директором компании Zoovu.

- *Разговорный дизайн и впечатление пользователя* (user experience, UX — пользовательский опыт). Он совершенно отличается от создания веб-сайта или даже мобильного приложения. С помощью чат-бота вы должны думать о личности пользователя, о том, какой у него пол, и даже о культурном контексте. Кроме того, вы должны учитывать "голос" вашей компании. По словам Джиллиан Маккен (Gillian McCann), главы облачного инжиниринга и искусственного интеллекта в компании Workgrid Software, "вместо того, чтобы создавать имитации визуального интерфейса, перед его строительством подумайте о написании сценариев и их воспроизведении"¹.

Даже с учетом всех проблем, связанных с разговорными роботами, эта технология продолжает совершенствоваться. Что еще важнее, эти системы, вероятно, будут становиться все более важной частью индустрии ИИ. По данным компании IDC, в 2019 году на разговорных роботов будет потрачено около 4,5 млрд долларов, что соотносится с общей суммой 35,8 млрд долларов, оцениваемой для систем ИИ².

И вот еще что: аналитическая компания Juniper Research показывает, что экономия затрат за счет разговорных роботов, скорее всего, будет существенной. Указанная фирма прогнозирует, что к 2023 году эта экономия достигнет 7,3 млрд долларов по сравнению с 209 млн долларов в 2019 году³.

Будущее обработки естественного языка

Борис Кац (Boris Katz) родился в Молдавии в 1947 году. Эта страна входила в состав Советского Союза. Затем Борис окончил Московский государственный университет, где изучал компью-

¹ Взято из интервью автора с Джиллиан Маккенн, главой облачного инжиниринга и искусственного интеллекта в компании Workgrid Software.

² См. www.twice.com/retailing/artificial-intelligence-retail-chatbots-idc-spending.

³ См. www.juniperresearch.com/press/press-releases/bank-cost-savings-via-chatbots-to-reach.

теры, а потом уехал из страны в Соединенные Штаты (при содействии сенатора Эдварда Кеннеди).

Он не стал растрачивать выпавшую ему такую возможность. Помимо написания более 80 технических публикаций и получения двух патентов США, он создал систему START, которая позволяла использовать сложные возможности обработки ЕЯ. На самом деле в 1993 году эта система стала основой для первого вопросно-ответного веб-сайта во Всемирной паутине. Да, она стала предвестником инновационного прорыва таких компаний, как Yahoo! и Google.

Инновации Бориса также сыграли очень важную роль в разработке суперкомпьютера Watson компании IBM, который сейчас находится в центре усилий компании в области ИИ. Этот компьютер в 2011 году шокировал мир, когда победил двух бессменных чемпионов популярного игрового шоу Jeopardy!

Несмотря на все успехи с обработкой ЕЯ, Бориса это не устраивает. Он считает, что мы все еще находимся на ранних стадиях и многое еще нужно сделать, чтобы получить истинную ценность. В интервью журналу МТИ Technology Review он заявил, что "с другой стороны, эти программы (такие, как Siri и Alexa) настолько невероятно глупы, что возникает чувство гордости и одновременно почти смущения. Вы запускаете продукт, который люди считают интеллектуальным, но он даже близко не находится к тому, чтобы им быть".¹

Это не значит, что он пессимист. Тем не менее он по-прежнему считает, что необходимо переосмыслить процесс обработки ЕЯ, если мы хотим достичь точки "реального интеллекта". С этой целью, по его мнению, исследователи должны выйти за рамки чистой компьютерной науки и обратиться к широким областям, таким как нейробиология, когнитивная наука и психология. Он также считает, что системы обработки ЕЯ должны гораздо лучше понимать действия в реальном мире.

¹ См. www.technologyreview.com/s/612826/virtual-assistants-thinks-theyre-doomed-without-a-new-ai-approach/.

Вывод

Для многих людей первое взаимодействие с технологией обработки ЕЯ происходит с виртуальными помощниками. Даже несмотря на то, что данная технология далека от совершенства, она все равно оказывается весьма полезной — в особенности для ответов на вопросы или получения информации, скажем, о близлежащем ресторане.

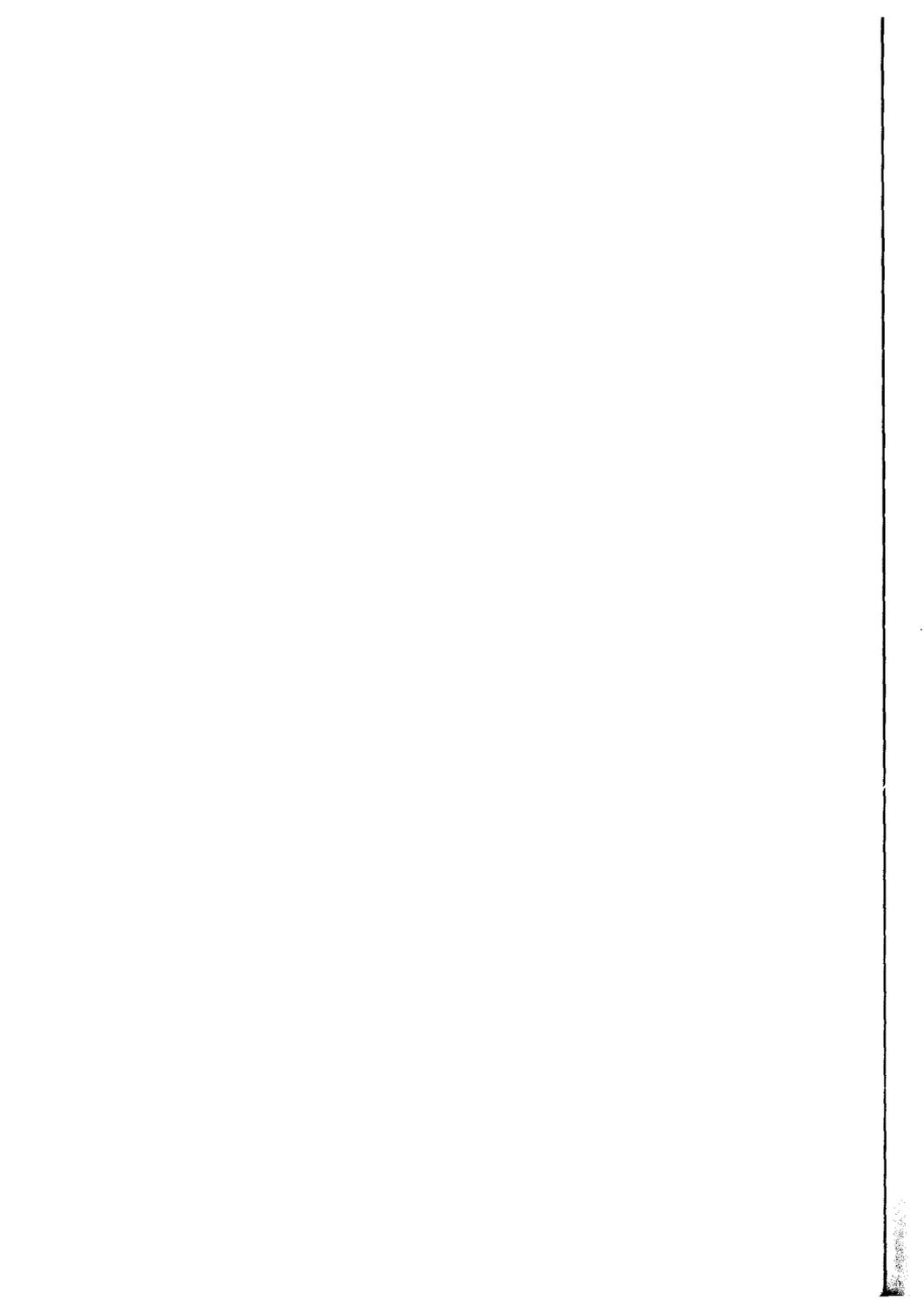
Но технология обработки ЕЯ также оказывает большое влияние на деловой мир. В предстоящие годы эта технология будет приобретать все большее значение для электронной коммерции и обслуживания клиентов, обеспечивая значительную экономию средств и позволяя сотрудникам сосредотачиваться на более эффективных видах деятельности.

Правда, до этого еще далеко из-за сложностей, присущих естественному языку. Но прогресс продолжает идти быстрыми шагами, в особенности за счет технологий ИИ следующего поколения, таких как глубокое обучение.

Ключевые моменты

- Обработка естественного языка (ЕЯ) — это использование ИИ для того, чтобы компьютеры могли понимать людей.
- Разговорный робот, или чат-бот, — это система ИИ, которая общается с людьми, в частности, голосом или в онлайн-беседе.
- Хотя в технологии обработки ЕЯ были достигнуты ощутимые успехи, еще предстоит проделать большую работу. Перечислим лишь некоторые трудности: неоднозначность языка, невербальные сигналы, разные диалекты и акценты, а также изменения в языке.
- Два основных шага в обработке ЕЯ включают очистку/предобработку текста и использование ИИ для понимания и генерации языка.
- Лексемизация, или токенизация, — это когда текст разбирается и сегментируется на разные части.

- Во время нормализации текст конвертируется в форму, которая облегчает его анализ, например путем удаления знаков препинания или сокращений.
- Выделение основ слов, или стемминг, описывает процесс сокращения слова до его основы/корня (или леммы), например путем удаления аффиксов и суффиксов.
- Аналогично выделению основ слов, лемматизация предусматривает отыскание похожих корневых (канонических) слов.
- Для подобласти под названием "понимание языка" в технологии обработки ЕЯ существует целый ряд подходов, таких как частеречная разметка (перевод текста в грамматическую форму), группирование (обработка текста в виде словосочетаний) и тематическое моделирование (отыскание скрытых регуляриностей и кластеров).
- Фонема — это элементарная звуковая единица в языке.



Физические роботы

ИТОВОЕ ВОПЛОЩЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

В городе Пасадена я пошел пообедать в бургерную CaliBurger и заметил толпу людей рядом с местом, где готовилась еда, — оно было за стеклом. Люди фотографировали его со своих смартфонов!

Почему? Причиной был Flipru, робот с поддержкой ИИ, который может готовить гамбургеры.

Я был там вместе с Дэвидом Зито (David Zito), генеральным директором и соучредителем компании-производителя кухонных роботов Miso Robotics, которая построила эту систему. По его словам, "Flipru помогает улучшать качество пищи за счет консистенции и снижает затраты на производство. Мы также построили робота, который строго придерживается нормативных стандартов"¹.

После обеда я отправился в лабораторию компании Miso Robotics, где находился испытательный центр с образцами роботов. Именно здесь я увидел конвергенцию программных систем на основе ИИ и физических роботов. Инженеры собирали мозг Flipru, который был выгружен в облако. Среди его способностей было мытье посуды и гриля, самообучение с адаптацией к зада-

¹ Основано на интервью автора в январе 2019 года с Дэвидом Зито, генеральным директором и соучредителем компании Miso Robotics.

чам, связанным с приготовлением пищи, смена кулинарных лопаточек для сырого мяса и для вареного мяса, а также размещение корзин во фритюрнице. Все это делалось в режиме реального времени.

Но индустрия общественного питания — это лишь одна из многих областей, на которые сильно повлияют робототехника и ИИ.

Согласно прогнозу исследовательской и аналитической компании IDC, расходы на робототехнику и дроны вырастут с 115,7 млрд долларов в 2019 году до 210,3 млрд долларов к 2022 году¹. Около двух третей расходов придется на аппаратные системы.

В этой главе мы рассмотрим индустрию физических роботов и то, как ИИ будет ее трансформировать.

Что такое робот?

Происхождение слова "робот" восходит к 1921 году и пьесе Карела Чапека "Универсальные роботы Россума". Речь идет о фабрике, которая создавала роботов из органического вещества, и, разумеется, они были враждебными! В конце концов они объединятся и восстанут против своих хозяев-людей (для справки, слово "робот" происходит от чешского слова *robota*, означающего принудительный труд).

Но каким будет сегодня хорошее определение этого типа систем? Имейте в виду, что существует много вариаций таких систем, поскольку роботы могут иметь массу форм и функций.

Однако мы можем свести их к нескольким ключевым моментам.

- *Физический.* Размер робота может варьироваться: от крошечных машин, которые могут исследовать наше тело, до массивных промышленных систем, летательных аппаратов и подводных судов. Кроме того, должен иметься какой-то источник энергии, такой как батарея, электричество или солнечная энергия.

¹ См. www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prUS44505618.

- **Действие.** Робот просто-напросто должен уметь совершать те или иные действия, к которым относятся перемещение предмета или даже беседа.
- **Ощущение.** Для того чтобы действовать, робот должен понимать окружающую его среду. Это возможно с помощью датчиков и систем обратной связи.
- **Интеллект.** Это не означает полный набор способностей ИИ. И все же робот должен быть запрограммирован выполнять действия.

В наше время не так уж сложно создать робота с нуля. Например, интернет-магазин RobotShop.com имеет сотни комплектов, которые варьируются от 10 до 35 750 долларов (столько стоит отслеживаемая мобильная платформа Dr. Robot Jaguar V6).

Трогательная история изобретательности в строительстве роботов касается двухлетнего Киллиана Джексона (Cillian Jackson). Он родился с редким генетическим заболеванием, из-за которого оказался обездвиженным. Его родители попытались получить компенсацию за специальную электрическую инвалидную коляску, но им было отказано.

Так вот, студенты Фармингтонской средней школы приняли меры и построили систему для Киллиана¹. По сути, это была инвалидная коляска-робот, и на ее завершение ушел всего месяц. Благодаря ей Киллиан теперь может гоняться за своими двумя корги по всему дому!

В то время как выше мы рассмотрели характерные особенности роботов, следует также рассмотреть их ключевые взаимодействия.

- **Датчики.** Типичный датчик — это фотокамера или лидар (детекция освещенности и дальности), который использует лазерный сканер для создания 3D-изображений. Но роботы могут также иметь системы для звука, осязания, вкуса и даже запаха. На самом деле, они могут также содержать датчики, которые выходят за пределы человеческих возможностей, на-

¹ См. www.nytimes.com/2019/04/03/us/robotics-wheelchair.html.

пример датчики ночного видения или обнаружения химических веществ. Информация с датчиков передается в контроллер, который может активировать руку или другие части робота.

- *Актуаторы* — это электромеханические устройства, такие как двигатели. По большей части они помогают с движением рук, ног, головы и любой другой подвижной части.
- *Компьютер*. Он имеет память и процессоры, с помощью которых обрабатываются входы от датчиков. В продвинутых роботах также могут иметься чипы ИИ или интернет-соединения с облачными платформами ИИ.

На рис. 7.1 показано взаимодействие этих функций.

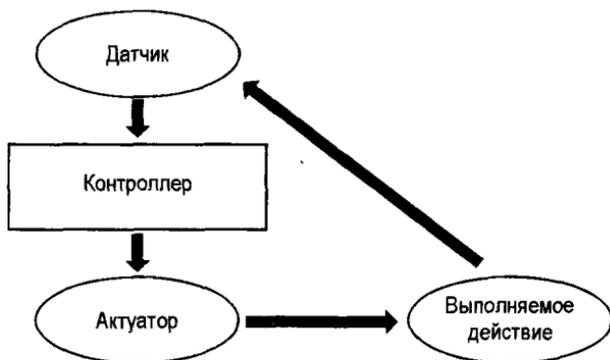


Рис. 7.1. Общая система для физического робота

Существуют также два главных способа управления роботом. Прежде всего, это дистанционное управление, осуществляемое человеком. В этом случае робот называется телеуправляемым, или телероботом. Затем идет автономный робот, который для навигации использует собственные способности, в частности, с помощью ИИ.

Как назывался первый мобильный думающий робот? Этот робот назывался Shakey. Его имя (переводится как "трясучка") было неслучайным. Как отметил руководитель проекта по строительству этой системы Чарльз Розен (Charles Rosen), "мы работали в течение месяца, пытаясь подобрать к нему хорошее имя, начиная от

греческих имен и заканчивая всякой всячиной, а затем один из нас сказал: "Эй, да он трясется, как черт, и движется повсюду, давайте просто назовем его Трясучкой"¹.

Стэнфордский научно-исследовательский институт (Stanford Research Institute, SRI), финансируемый агентством DARPA, работал над Shakey с 1966 по 1972 год. И эта работа была по тем временам довольно изощренной. Shakey был большим, более пяти футов ростом, и имел колеса для перемещения, датчики и камеры, помогавшие выполнять прикосновения. Он также был подключен по беспроводной сети к компьютерам DEC PDP-10 и PDP-15. Оттуда человек мог вводить команды по телетайпу. И тем не менее Shakey использовал алгоритмы для навигации по своей окружающей среде, и даже закрывал двери.

Разработка этого робота стала результатом бесчисленных инновационных прорывов в области ИИ. Например, Нильс Нильссон (Nils Nilsson) и Ричард Файкс (Richard Fikes) создали Stripes (Stanford Research Institute Problem Solver — решатель Стэнфордского научно-исследовательского института), который позволял автоматизировать планирование, а также алгоритм A* для отыскания кратчайшего пути с привлечением наименьшего объема компьютерных ресурсов².

К концу 1960-х годов, когда Америка была сосредоточена на космической программе, вокруг Shakey было довольно много шума. Лестная статья в журнале Life объявила, что робот был "первым электронным человеком"³.

Но, к сожалению, в 1972 году, когда наступила зима ИИ, агентство DARPA прекратило финансирование работ над Shakey. Тем не менее этот робот по-прежнему оставался ключевой частью истории технологий и в 2004 году был введен в Зал славы роботов⁴.

¹ См. www.computerhistory.org/revolution/artificial-intelligence-robotics/13/289.

² См. <https://spectrum.ieee.org/view-from-the-valley/tech-history/space-age/sri-shakey-robot-honored-as-ieee-milestone>.

³ См. www.sri.com/work/timeline-innovation/timeline.php?timeline=computing-digital#!&innovation=shakey-the-robot.

⁴ См. www.wired.com/2013/09/tech-time-warp-shakey-robot/.

Промышленные и коммерческие роботы

Первое реальное применение роботов было связано с промышленностью. Но на принятие этих систем на вооружение на самом деле ушло довольно много времени.

История начинается с Джорджа Девола (George Devol), изобретателя, который не закончил среднюю школу. Но это не являлось проблемой. У Девола был талант к инженерному делу и творчеству, поскольку он создал несколько стержневых систем для микроволновых печей, штрих-кодов и автоматических дверей (за свою жизнь он получил более 40 патентов).

В начале 1950-х годов он также получил патент на программируемого робота под названием Unimate. Он изо всех сил пытался заинтересовать своей идеей инвесторов, но все ее отклоняли.

Однако в 1957 году его жизнь навсегда изменилась, когда на одной коктейльной вечеринке он познакомился с Джозефом Энгельбергером (Joseph Engelberger). Это знакомство было аналогичным тому, которое произошло между Стивом Джобсом (Steve Jobs) и Стивом Возняком (Steve Wozniak), давшим начало созданию компьютера Apple.

Энгельбергер был не только инженером, но и опытным бизнесменом. Он даже любил читать научную фантастику, например рассказы Айзека Азимова. Поэтому Энгельбергер хотел, чтобы робот Unimate принес обществу пользу.

Тем не менее сопротивление по-прежнему сохранялось — поскольку многие люди считали эту идею нереалистичной и, скажем так, научно-фантастичной, — и потребовался год, чтобы получить финансирование. Но, как только Энгельбергер этого добился, он потратил на строительство робота совсем немного времени и в 1961 году смог продать его компании General Motors (GM). Робот Unimate был громоздким (весом 2700 фунтов) и имел одну 7-футовую руку, но все равно был довольно полезен, а само его существование означало, что людям не придется заниматься деятельностью, опасной по своей природе. Среди некото-

рых его главных функций была сварка, распыление и захват, и все это делалось точно и в режиме 24/7.

Энгельбергер изыскивал креативные способы пропагандировать своего робота. С этой целью в 1966 году он выступил на шоу Джонни Карсона "The Tonight Show", в котором робот Unimate отлично поставил мяч для гольфа и даже налил пива. Джонни пошутил, что машина может "заменить чью-то работу"¹.

Но в эксплуатации промышленных роботов были свои трудности. Интересно отметить, что компания General Motors узнала об этом на собственном горьком опыте в 1980-х годах. В то время генеральный директор Роджер Смит (Roger Smith) продвигал идею завода "с выключенным освещением", т. е. такой производственный цикл, при котором роботы могли бы собирать автомобили в темноте!

Он потратил на эту программу колоссальные 90 млрд долларов и даже создал совместное с компанией Fujitsu-Fanuc предприятие под названием GMF Robotics. Эта организация через некоторое время станет крупнейшим в мире производителем роботов.

Но, к сожалению, эта затея обернулась катастрофой. Помимо того, что они усугубили отношения с профсоюзами, роботы часто не оправдывали ожиданий. В перечне фиаско содержались случаи, когда роботы заваривали двери автомобилей или красили самих себя, а не автомобили!

Тем не менее ситуация с GMF Robotics не является чем-то действительно новым — и это не обязательно вина заблуждающихся старших менеджеров. Взгляните на компанию Tesla, одну из самых инновационных в мире. И тем не менее генеральный директор Илон Маск по-прежнему испытывал серьезные проблемы с роботами на своих заводах. Эти проблемы стали настолько серьезными, что существование компании Tesla оказалось под угрозой.

В интервью телепередаче "This Morning" на канале CBS в апреле 2018 года Маск отметил, что он использовал слишком много ро-

¹ См. www.theatlantic.com/technology/archive/2011/08/unimate-robot-on-johnny-carsons-tonight-show-1966/469779/.

ботов при производстве электрического пятиместного седана Model 3, и это фактически замедлило процесс. Он отметил, что ему следовало бы привлечь больше людей¹.

Все это указывает на то, что однажды написал Ганс Моравек (Hans Moravec): "Сравнительно легко заставить компьютеры демонстрировать результаты взрослого уровня в тестах на интеллект или игре в шашки, и трудно или невозможно придать им навыки годовалого ребенка, когда дело доходит до восприятия и мобильности"². Это высказывание часто называют парадоксом Моравека.

Несмотря на все это, промышленные роботы стали массовой индустрией, расширяющейся в различных сегментах, таких как потребительские товары, биотехнологии/здравоохранение и пластмассы. Согласно данным Ассоциации робототехнических отраслей (Robotic Industries Association, RIA), по состоянию на 2018 год в Северной Америке было отгружено 35 880 промышленных и коммерческих роботов³. Например, на долю автомобильной промышленности их приходилось около 53%, но этот показатель снижается.

Джефф Бернштейн (Jeff Burnstein), президент Ассоциации по развитию автоматизации, заявил следующее:

"И, как мы слышали от наших членов и на выставках, таких как Automate, эти продажи и поставки направляются не только крупным, многонациональным компаниям. Малые и средние компании используют роботов для решения реальных задач, и это помогает им быть конкурентоспособнее в глобальном масштабе"⁴.

В то же время стоимость производства промышленных роботов продолжает снижаться. Основываясь на исследованиях компании ARK по оцениванию инвестиционного потенциала, к 2025 году

¹ См. www.theverge.com/2018/4/13/17234296/tesla-model-3-robots-production-hell-elon-musk.

² См. www.graphcore.ai/posts/is-moravecs-paradox-still-relevant-for-ai-today.

³ См. www.apnews.com/b399fa71204d47199fdf4c753102e6c7.

⁴ См. www.apnews.com/b399fa71204d47199fdf4c753102e6c7.

будет достигнуто сокращение на 65% — при этом устройства в среднем будут стоить менее 11 тыс. долларов каждое¹. Данный анализ основан на законе Райта (Wright), который гласит, что при каждом совокупном удвоении числа произведенных единиц наблюдается последовательное снижение затрат в процентном выражении.

Хорошо, тогда как насчет ИИ и роботов? Где находится этот статус технологии? Даже с учетом инновационных прорывов в области глубокого обучения обычно наблюдается медленный прогресс в использовании ИИ с роботами. Отчасти это связано с тем, что большинство исследований было сосредоточено на программно-информационных моделях, таких как распознавание образов. Однако еще одна причина заключается в том, что физические роботы требуют сложных технологий для понимания окружающей среды — которая часто является зашумленной и отвлекает — в реальном времени. Сюда входит возможность совместных локализации и ориентирования на местности (simultaneous localization and mapping, SLAM) в неизвестных средах при одновременном отслеживании местоположения робота. Для того чтобы делать это эффективно, возможно, даже потребуются изобрести новые технологии, такие как более совершенные нейросетевые алгоритмы и квантовые компьютеры.

Несмотря на все это, прогресс, безусловно, есть, и в особенности с использованием технических решений на основе подкрепляемого самообучения. Давайте рассмотрим несколько таких нововведений.

- *Osaro*. Данная компания разрабатывает системы, которые позволяют роботам быстро учиться. Она описывает это как "способность имитировать поведение, которое требует усваиваемого обобщения данных датчиков, а также высокоуровневого планирования и манипулирования объектами. Это также обеспечит возможность обучаться от одной машины к другой и совершенствоваться за пределами понимания программиста-человека"². Например, один из ее роботов смог всего за пять

¹ См. <https://ark-invest.com/research/industrial-robot-costs>.

² См. www.osaro.com/technology.

секунд научиться поднимать и укладывать курицу (предполагается, что эта система будет использоваться на птицефабриках)¹. Но эта технология может иметь много применений, например в дронах, автономных транспортных средствах и Интернете вещей (Internet of Things, IoT).

- *OpenAI*. Эта компания создала роботизированную руку Dactyl, обладающую человекоподобной ловкостью. Она основана не на взаимодействиях в реальном мире, а на изошренном тренировочном процессе с использованием симуляций. Компания OpenAI называет его "доменной рандомизацией", которая предоставляет роботу большое число сценариев — даже с очень низкой вероятностью произойти. Благодаря роботу Dactyl удалось задействовать симуляции решений задач продолжительностью около 100 лет². Один из удивительных результатов состоял в том, что эта система усвоила действия человеческой руки, которые не были запрограммированы заранее, например скольжение пальца. Робот Dactyl также был натренирован обращаться с несовершенной информацией, скажем, когда датчики задерживают показания или когда возникает необходимость обрабатывать несколько объектов сразу.
- *MIT*. Робот может легко брать тысячи образцов данных в целях понимания окружающей его среды, например для того, чтобы обнаруживать нечто такое же простое, как кружка. Но согласно исследовательской работе профессоров МТИ (MIT), возможно, есть способ сократить эти данные. Они использовали нейронную сеть, которая сосредотачивалась только на нескольких ключевых признаках³. Данное исследование все еще находится на ранней стадии, но оно может оказаться очень эффективным для роботов.
- *Google*. Начиная с 2013 года указанная компания продолжила процесс слияния и поглощения робототехнических компаний.

¹ См. www.technologyreview.com/s/611424/this-is-how-the-robot-uprising-finally-begins/.

² См. <https://openai.com/blog/learning-dexterity/>.

³ См. <https://arxiv.org/abs/1903.06684>.

Но результаты оказались неутешительными. Несмотря на это, она не отказалась от своего бизнеса в этой сфере. За последние несколько лет компания Google сосредоточилась на более простых роботах, которые управляются искусственным интеллектом, и компания создала новое подразделение, в Google называемое Robotics. Например, один из роботов может посмотреть на ящик с предметами и идентифицировать тот, который запрашивается — поднимая его трехпалой рукой, — примерно в 85% случаев. Типичный человек способен сделать это примерно в 80% случаев¹.

Значит ли это, что все указывает на полную автоматизацию? По всей видимости, нет — по крайней мере, в обозримом будущем. Имейте в виду, что главенствующим трендом является развитие коботов, т. е. сотрудничающих роботов, которые работают вместе с людьми. В общем и целом он превращается в гораздо более мощный подход, поскольку можно задействовать преимущества как машин, так и людей.

Отметим, что одним из главных лидеров в этой категории является компания Amazon.com. Еще в 2012 году указанная компания выделила 775 млн долларов для Kiva, ведущего производителя промышленных роботов. С тех пор компания Amazon.com развернула около 100 тыс. систем в более чем 25 центрах исполнения заказов (благодаря этому компания наблюдала 40%-е улучшение в складских мощностях)². Вот как компания описывает ее:

"Подразделение Amazon Robotics автоматизирует работу центров исполнения заказов с использованием различных методов робототехники, включая автономные мобильные роботы, сложные управляющие программы, восприятие языка, управление питанием, компьютерное зрение, глубинное зондирование, машинное обучение, распознавание объектов и семантическое понимание команд"³.

¹ См. www.nytimes.com/2019/03/26/technology/google-robotics-lab.html.

² См. <https://techcrunch.com/2019/03/29/built-robotics-massive-construction-excavator-drives-itself/>.

³ См. www.amazonrobotics.com/#/vision.

Внутри складов роботы быстро перемещаются по полу, помогая локализовывать и поднимать складские поддоны. Но участие людей в рабочем процессе также имеет критическое значение, поскольку они лучше умеют выявлять и выбирать отдельные продукты.

Тем не менее организация работы имеет свои сложности. Например, сотрудники склада носят специальные предохранительные жилеты на основе роботизированной технологии, чтобы их не сбили роботы!¹ Эта технология позволяет роботу идентифицировать человека.

Но с коботами есть и другие проблемы. Например, существует реальный страх, что работники в конечном счете будут заменены машинами. Более того, вполне естественно, что люди чувствуют себя пресловутым винтиком в колесе, что приводит к снижению морального духа. Могут ли люди действительно общаться с роботами? Вероятно, нет, в особенности с промышленными роботами, которые вообще не обладают человеческими качествами.

Роботы в реальном мире

Итак, давайте теперь рассмотрим некоторые другие интересные примеры использования промышленных и коммерческих роботов.

Пример использования: обеспечение безопасности

И Эрик Шлунц (Erik Schluntz), и Трэвис Дейл (Travis Deyle) имеют обширный опыт работы в индустрии робототехники, а также работают в таких компаниях, как Google и SpaceX. В 2016 году они хотели организовать собственное предприятие, но сначала потратили значительное время, пытаясь найти реальное применение этой технологии, что заключалось в переговорах с многочис-

¹ См. www.theverge.com/2019/1/21/18191338/amazon-robot-warehouse-techvest-utility-belt-safety.

ленными компаниями. Шлуиц и Дейл нашли одну общую тему: необходимость обеспечения физической безопасности объектов. Как роботы могли бы обеспечивать защиту после пяти вечера без необходимости тратить большие суммы на охрану?

Это привело к запуску компании Cobalt Robotics. Время было выбрано точно из-за конвергенции таких технологий, как компьютерное зрение, машинное обучение и, конечно же, благодаря успехам в робототехнике.

Хотя использование традиционных технологий обеспечения безопасности достаточно эффективно — скажем, с использованием камер и датчиков, — они являются статичными и не обязательно хорошо подходят для реально-временного реагирования. Но с роботом можно быть гораздо более проактивным из-за мобильности и лежащего в основе интеллекта.

Тем не менее люди по-прежнему участвуют в рабочем процессе. Роботы могут делать то, в чем они хороши, например 24 часа в сутки обрабатывать данные и зондировать, а люди могут сосредоточиться на критическом мышлении и взвешивании альтернатив.

Помимо своей технологии, компания Cobalt внедрила инновационную бизнес-модель, которую она называет "Робототехника как служба" (Robotics as a Service, RaaS). Благодаря платной подписке эти устройства становятся гораздо доступнее для клиентов.

Пример использования: роботы для мытья полов

Мы, вероятно, увидим самые интересные применения роботов в довольно приземленных категориях. С другой стороны, эти машины действительно хорошо справляются с повторяющимися процессами.

Взгляните на компанию Brain Corp, которая была основана в 2009 году доктором Юджином Ижикевичем (Eugene Izhikevich) и доктором Алленом Грубером (Allen Gruber). Первоначально они создали свою технологию для компании по разработке и исследованию беспроводных средств связи Qualcomm и агентства DARPA.

Но с тех пор компания Brain стала использовать машинное обучение и компьютерное зрение для самодвижущихся роботов. Совокупный объем финансовых средств, привлеченных этой компанией от таких инвесторов, как Qualcomm и SoftBank, составил 125 млн долларов.

Флагманским роботом компании Brain является Auto-C, который эффективно трет полы. Благодаря системе искусственного интеллекта под названием BrainOS (которая подключена к облаку) машина способна автономно перемещаться в сложных окружающих средах. Это делается нажатием кнопки, а затем Auto-C быстро выстраивает маршрут.

В конце 2018 года компания Brain заключила соглашение с сетью оптово-розничной торговли Walmart о развертывании 1500 роботов Auto-C в сотнях магазинов¹. Данная компания также развернула штат роботов в аэропортах и торговых центрах.

Но это не единственный робот, находящийся в разработке для Walmart. Компания также устанавливает машины, которые могут сканировать полки для оказания помощи в управлении запасами. С учетом около 4600 магазинов по всей территории США роботы, по всей видимости, окажут значительное влияние на розничную торговлю².

Пример использования: онлайн-аптека

Будучи фармацевтом во втором поколении, Ти Джей Паркер (TJ Parker) неоднократно наблюдал разочарованных покупателей, которые не могли разобраться со своими рецептами. Поэтому он задался вопросом: существует ли решение по созданию цифровой аптеки?

Он был убежден, что ответом будет "да". Но хотя у него был основательный опыт работы в этой индустрии, он нуждался в солидном технологическом соучредителе, которого он нашел в ли-

¹ См. www.wsj.com/articles/walmart-is-rolling-out-the-robots-11554782460.

² См. <https://techcrunch.com/2019/04/10/the-startup-behind-walmarts-shelf-scanning-robots/>.

це Эллиота Коэна (Elliot Cohen), инженера МТИ. Они продолжают сотрудничество, создав в 2013 году компанию PillPack.

В центре внимания было переосмысление клиентского опыта. Используя приложение или перейдя на веб-сайт PillPack, пользователь мог бы легко зарегистрироваться — например, ввести информацию о страховании, ввести потребности в лекарственных препаратах и запланировать доставку. При получении пакета пользователь мог бы иметь подробную информацию о дозировке и даже изображения каждой таблетки. Кроме того, каждая таблетка снабжалась бы этикетками и предварительно была упакована в контейнеры.

Для того чтобы все это стало реальностью, требовалась сложная технологическая инфраструктура под названием PharmacyOS. Эта инфраструктура также опиралась на сеть роботов, которые были расположены на складе площадью 80 000 кв. футов. Благодаря этому система могла эффективно сортировать и упаковывать рецепты. Но на предприятии также были лицензированные фармацевты, которые управляли процессом и следили за тем, чтобы все было в соответствии с нормативами.

В июне 2018 года компания Amazon.com выложила около 1 млрд долларов за компанию PillPack. В новостях было сообщено, что стоимость акций таких компаний, как CVS и Walgreens, упала ввиду опасений в том, что гигант электронной коммерции готовится играть по-крупному на рынке здравоохранения.

Пример использования: роботы-ученые

Разработка лекарственных препаратов обходится чрезвычайно дорого. Основываясь на исследованиях Центра университета Тафтса (Tufts Center) по изучению разработки лекарств, средний показатель составляет около 2,6 млрд долларов за официально одобренное химическое соединение¹. Кроме того, из-за обременительных правил на вывод нового препарата на рынок может уходить более десятка лет.

¹ См. www.policymed.com/2014/12/a-tough-road-cost-to-develop-one-new-drug-is-26-billion-approval-rate-for-drugs-entering-clinical-de.html.

Но использование сложных роботов и глубокое обучение могли бы помочь. Для того чтобы понять, как это можно сделать, посмотрите, что сделали исследователи из университетов Аберистуита и Кембриджа. В 2009 году они запустили робота Adam, по сути являвшегося ученым-роботом, который помогал в процессе изыскания новых лекарств. Затем, несколько лет спустя, они запустили робота Eve, ставшего роботом следующего поколения.

Система может выдвигать гипотезы и проверять их, а также проводить эксперименты. Но этот процесс не сводится только к вычислениям методом грубой силы (система может проводить скрининг более 10 тыс. химических соединений в день)¹. С помощью глубокого обучения робот Eve способен использовать интеллект, чтобы лучше выявлять те соединения, которые обладают наибольшим потенциалом. Например, он смог показать, что триклозан — элемент, часто встречающийся в зубной пасте для предотвращения образования зубного налета, — может быть эффективным против роста паразитов при малярии. Это особенно важно, поскольку указанная болезнь становится все более устойчивой к существующим методам лечения.

Гуманоидные и потребительские роботы

Популярный мультфильм "Джетсоны" (The Jetsons) вышел в начале 1960-х годов и имел большой состав персонажей. Одним из них была Роза (Rosie), робот-горничная, которая всегда держала в руках пылесос.

Кто не хотел бы иметь чего-то подобного? Я хотел бы. Но не ждите, что в ближайшее время кто-то вроде Роза придет в ваш дом. Если уж говорить о потребительских роботах, то мы все еще находимся в начале пути. Другими словами, вместо этого мы видим роботов, которые имеют лишь некоторые человеческие признаки.

¹ См. www.cam.ac.uk/research/news/artificially-intelligent-robot-scientist-eve-could-boost-search-for-new-drugs.

Вот примечательные примеры.

- *Sophia*. Разработанный гонконгской компанией Hanson Robotics, этот робот является, пожалуй, самым известным. Более того, в конце 2017 года Саудовская Аравия предоставила Софии гражданство! София, похожая на американскую кинозвезду Одри Хепберн, может ходить и говорить. Но в ее действиях есть и тонкости, такие как поддержание зрительного контакта.
- *Atlas*. Его разработчиком является компания Boston Dynamics, которая выпустила этого робота летом 2013 года. Без сомнения, за эти годы робот Atlas стал намного лучше. Он может, например, выполнять обратные сальто и подниматься с пола при падении.
- *Pepper*. Это гуманоидный робот, созданный компанией Soft-Bank Robotics, который ориентирован на обслуживание клиентов, например, в торговых точках. Указанная машина может использовать жесты — в целях улучшения общения, а также говорить на нескольких языках.

По мере того как гуманоидные технологии становятся все более реалистичными и продвинутыми, в обществе неизбежно происходят изменения. Социальные нормы о любви и дружбе будут эволюционировать. В конце концов, как видно из распространенности смартфонов, мы уже видим, как технология изменяет наше отношение к людям, скажем, посредством текстовых сообщений и участия в социальных сетях. Согласно опросу представителей поколения двухтысячных, проведенному компанией-разработчиком мобильных приложений Tappable, около 10% опрошенных скорее пожертвуют своим мизинцем, чем откажутся от своего смартфона!¹

Что касается роботов, то мы можем увидеть нечто подобное. Речь идет о социальных роботах. Такая машина, т. е. правдоподобная, с реалистичными признаками и ИИ, может в конечном счете стать, скажем так, другом или... даже любовником.

¹ См. www.mediapost.com/publications/article/322677/one-in-10-millennials-would-rather-lose-a-finger-t.html.

Разумеется, это, по всей видимости, произойдет далеко в будущем. Но на данный момент, безусловно, среди социальных роботов имеется несколько интересных инноваций. Один из примеров — робот ElliQ, который состоит из планшета и маленькой головы. По большей части он предназначен для тех, кто живет в одиночестве, например пожилых людей. Робот ElliQ может говорить, а также оказывать неоценимую помощь, например напоминать о приеме лекарств. Данная система также позволяет вести видеочаты с членами семьи¹.

И все же у социальных роботов есть свои недостатки. Только посмотрите на ужасную ситуацию с компанией Jibo. Эта компания, которая привлекла 72,7 млн долларов венчурного финансирования, создала первого социального робота для дома. Но во время его работы возникло много проблем, таких как задержки с выходом продукта и обилие контрафактных изделий. Из-за всего этого в 2018 году компания Jibo была вынуждена подать заявление о банкротстве, и к апрелю следующего года ее серверы были закрыты².

Излишне говорить о том, насколько глубоким было разочарование владельцев робота Jibo, о чем свидетельствуют многочисленные сообщения на социальном новостном веб-сайте Reddit.

Три закона робототехники

Айзек Азимов, плодовитый писатель, автор работ на различные темы, включая научную фантастику, историю, химию и Шекспира, также оказал большое влияние на роботов. В коротком рассказе ("Хоровод"), написанном в 1942 году, он изложил свои три закона робототехники:

1. Робот не может причинить вред человеку или своим бездействием допустить, чтобы человеку был причинен вред.

¹ См. www.wsj.com/articles/on-demand-grandkids-and-robot-pals-technologystrives-to-cure-senior-loneliness-11550898010?mod=hp_lead_pos9.

² См. <https://techcrunch.com/2019/03/04/the-lonely-death-of-jibo-the-social-robot/>.

2. Робот должен подчиняться приказам, отдаваемым ему людьми, за исключением тех случаев, когда такие приказы противоречат первому закону.
3. Робот должен защищать свое существование до тех пор, пока такая защита не противоречит первому или второму закону.

■ **ПРИМЕЧАНИЕ.** Позже Азимов добавит еще один, нулевой закон, который гласит: "Робот не должен причинять человечеству вред или своим бездействием позволить причинить человечеству вред". Он считал этот закон самым важным.

Азимов напишет еще несколько рассказов, отражающих то, как эти законы будут действовать в сложных ситуациях, и они будут собраны в книге под названием "Я, робот". Все события рассказов происходили в мире XXI века.

Эти три закона представляли собой реакцию Азимова на то, как научная фантастика изображала роботов злонамеренными. Но он считал, что это нереально. Азимов предвидел, что появятся этические правила для контроля над мощью роботов.

На данный момент видение Азимова начинает становиться более реалистичным — другими словами, он подал неплохую идею о том, что необходимо разведать этические принципы. Конечно же, вовсе не означает, что его подход является правильным. Но он дает хороший старт, тем более что благодаря мощи ИИ роботы становятся умнее и личностнее.

Кибербезопасность и роботы

Кибербезопасность не была для роботов большой проблемой. Но, к сожалению, это, по всей видимости, продлится недолго. Главная причина заключается в том, что роботы все чаще подключаются к облаку. То же самое касается и других систем, таких как Интернет вещей (IoT) и автономные автомобили. Например, многие из этих систем обновляются по беспроводной сети, что подвергает их воздействию вредоносных программ, вирусов и даже вымогательствам. Более того, когда дело касается электромобилей, то существует также уязвимость к атакам со стороны зарядной сети.

В действительности, ваши данные могут задерживаться внутри автомобиля! И поэтому, если автомобиль поврежден или вы его продаете, то информация — например, видео, навигационные данные и контакты из парных подключений к смартфонам — может стать доступной другим людям. Согласно новостному и деловому веб-сайту CNBC.com, белый хакер под ником [GreenTheOnly](#) смог извлечь эти данные из различных моделей Tesla на свалках¹. Но важно отметить, что компания Tesla все-таки предоставляет опции по очистке данных, и вы можете отказаться от сбора данных (но это означает, что у вас не будет некоторых преимуществ, таких как обновления по воздуху (over-the-air, OTA).

Кроме того, если нарушена кибербезопасность робота, то последствия, безусловно, могут быть разрушительными. Только представьте себе, что хакер проник в производственную линию, в снабженческую цепочку или даже в роботизированную хирургическую систему. Жизни людей могут оказаться в опасности.

Несмотря на это, в обеспечение кибербезопасности роботов вложено не так уж много средств. К настоящему времени появилось лишь несколько компаний, таких как [Karamba Security](#) и [Cybereason](#), которые сосредоточены на этой области. Но по мере того как проблемы будут усугубляться, неизбежно будет расти объем инвестиций со стороны венчурных капиталовложений и новых инициатив от унаследованных фирм в области обеспечения кибербезопасности.

Программирование роботов для искусственного интеллекта

Постепенно все проще создавать интеллектуальных роботов по мере того, как дешевеют системы и появляются новые программно-информационные платформы. Большая часть этого была связана с операционной системой для роботов (Robot Operating

¹ См. www.cnn.com/2019/03/29/tesla-model-3-keeps-data-like-crash-videos/location-phone-contacts.html.

System, ROS), которая в данной индустрии становится стандартом. Ее истоки восходят к 2007 году, когда данная платформа стартовала в качестве проекта с открытым исходным кодом в Стэнфордской лаборатории искусственного интеллекта.

Несмотря на свое название, ROS на самом деле не является настоящей операционной системой. Напротив, она выступает промежуточным программно-информационным обеспечением, которое помогает управлять многими критически важными частями робота: планированием, симуляциями, ориентированием на местности, локализацией, восприятием и прототипами. Система ROS также является модульной, т. к. вы можете легко выбирать необходимые вам функции. В результате эта система может легко сократить время разработки.

Еще одним ее преимуществом является то, что у ROS есть глобальное сообщество пользователей. Учтите, что для этой платформы существует более 3000 пакетов¹.

В качестве доказательства доблести системы ROS в конце 2018 года компания Microsoft объявила, что выпустит ее версию специально для операционной системы Windows. Согласно сообщению в блоге Лу Амадио (Lou Amadio), главного инженера-программиста Windows IoT, "по мере эволюции роботов шло развитие и инструментов их разработки. Мы рассматриваем робототехнику с искусственным интеллектом как универсально доступную технологию для усиления человеческих способностей"².

В результате система ROS может использоваться в Visual Studio, и в ней будут предусмотрены соединения с облаком Azure, которое содержит инструменты ИИ.

Итак, когда речь идет о разработке интеллектуальных роботов, часто происходит процесс, который отличается от типичного подхода к программному ИИ. То есть должно иметься не только физическое устройство, но и способ его проверки. Часто это де-

¹ См. www.ros.org/is-ros-for-me/.

² См. <https://blogs.windows.com/windowsexperience/2018/09/28/bringing-the-power-of-windows-10-to-the-robot-operating-system/>.

ляется с помощью симуляции. Некоторые разработчики даже начинают с создания картонных моделей, которые предоставляют отличный способ получить представление о физических требованиях.

Но, конечно же, есть и полезные виртуальные симуляторы, такие как MuJoCo, Gazebo, MORSE и V-REP. Эти системы используют сложную 3D-графику для работы с движениями и физикой реального мира.

Как же все-таки создавать модели ИИ для роботов? На самом деле, процесс их создания мало чем отличается от подхода на основе программных алгоритмов (*см. главу 2*). Но у робота есть преимущество в том, что он будет продолжать собирать данные со своих датчиков, что помогает в эволюции ИИ.

Как видно на примере компании Amazon.com, облако также становится критически важным фактором в развитии интеллектуальных роботов. Указанная компания использовала свою чрезвычайно популярную платформу AWS с новым предложением под названием AWS RoboMaker. С его помощью можно строить, тестировать и развертывать роботов без особого конфигурирования. AWS RoboMaker работает в системе ROS, а также позволяет использовать службы для машинного обучения, аналитики и мониторинга. Существуют даже готовые виртуальные 3D-миры для розничных магазинов, закрытых помещений и гоночных трасс! Затем, когда вы закончите работу с роботом, вы можете использовать AWS для разработки системы соединения по воздуху (OTA) с целью безопасного развертывания и периодических обновлений.

И, как и следовало ожидать, компания Google планирует выпустить собственную роботизированную облачную платформу (ее запуск ожидался в 2019 году)¹.

¹ См. www.therobotreport.com/google-cloud-robotics-platform/.

Будущее роботов

Родни Брукс (Rodney Brooks) — это один из гигантов индустрии робототехники. В 1990 году он стал соучредителем компании iRobot с целью отыскать способы коммерциализации данной технологии. Однако это оказалось нелегко. Только в 2002 году компания запустила свой робот-пылесос Roomba, который стал большим хитом среди потребителей. На момент написания этой книги компания iRobot имеет рыночную стоимость 3,2 млрд долларов и опубликовала данные о более 1 млрд долларов выручки за 2018 год.

Но стартап iRobot не был единственным для Брукса. Он также поспособствовал в запуске компании Rethink Robotics — и его видение было амбициозным. Вот как он выразился в 2010 году, когда его компания объявила о финансировании в размере 20 млн долларов:

"Наши роботы будут интуитивно понятными в использовании, интеллектуальными и очень гибкими. Их легко будет приобрести, натренировать и развернуть, и они будут невероятно недорогими. Компания [Rethink Robotics] изменит определение того, как и где роботы могут использоваться, резко расширив рынок роботов"¹.

Но, к сожалению, как и с iRobot, возникло много трудностей. Несмотря на то что идея Брукса в отношении роботов была новаторской — и в конечном счете окажется прибыльным рынком, — ему пришлось бороться с трудностями построения эффективной системы. Акцент на обеспечение безопасности означал, что их прецизионность и точность не соответствовали стандартам промышленных потребителей. Из-за этого спрос на роботов компании Rethink был умеренным.

К октябрю 2018 года у компании закончились наличные деньги, и ей пришлось закрыться. Компания Rethink привлекла всего около 150 млн долларов от венчурных и стратегических инвесто-

¹ См. www.rethinkrobotics.com/news-item/heartland-robotics-raises-20-million-in-series-b-financing/.

ров, таких как Goldman Sachs, Sigma Partners, GE и Bezos Expeditions. Интеллектуальная собственность компании была продана немецкой фирме по автоматизации HAHN Group.

Правда, это только один пример. Но опять же, это показывает, что даже самые умные технические специалисты могут ошибаться. И что еще более важно, рынок робототехники имеет уникальные сложности. В том, что касается эволюции этой категории, ее прогресс бывает неустойчивым и волатильным.

Шульц, технический директор компании Cobalt, отметил:

"Несмотря на то что за последнее десятилетие робототехника достигла прогресса, эта индустрия еще не полностью реализовала свой потенциал. Любая новая технология создает волну многочисленных новых компаний, но лишь немногие выживают и превращаются в прочные предприятия. Крах доткомов погубил большинство интернет-компаний, но компании Google, Amazon и Netflix выжили. Робототехнические компании должны быть откровенны в том, что их роботы могут сделать для своих клиентов сегодня, преодолеть голливудские стереотипы о роботах как о плохих парнях и продемонстрировать клиентам четкую возвратность инвестиций (ROI)".¹

Вывод

Вплоть до последних нескольких лет роботы предназначались в основном для высокотехнологичного производства, например для автомобилей. Но с ростом использования ИИ и снижением затрат на строительство устройств роботы становятся все более распространенными в различных индустриях промышленности. Как видно из этой главы, существуют интересные примеры использования роботов, которые выполняют такую работу, как мытье полов или обеспечение безопасности объектов.

Но использование ИИ с робототехникой все еще находится в стадии зарождения. Программировать аппаратные системы далеко

¹ Взято из интервью автора с Эриком Шлунцем, техническим директором компании Cobalt Robotics.

не просто, и существует потребность в сложных системах по навигации в окружающей среде. Однако с помощью подходов на основе ИИ, таких как подкрепляемое самообучение, прогресс в этой области был значительно ускорен.

Но когда вы думаете об использовании роботов, важно понимать ограничения. И должна иметься четкая цель. В противном случае развертывание может легко привести к дорогостоящему краху. Даже самые инновационные компании в мире, такие как Google и Tesla, столкнулись с трудностями в работе с роботами.

Ключевые моменты

- Роботы могут совершать действия, чувствовать окружающую среду и обладать определенным уровнем интеллекта. Они также имеют ключевые устройства, такие как датчики, актуаторы (например, двигатели) и компьютеры.
- По способу управления роботы бывают двух основных типов: телеробот (он управляется человеком) и автономный робот (основан на системах ИИ).
- Разрабатывать роботов невероятно сложно. Даже у лучших технологов мира, таких как Илон Маск из компании Tesla, были серьезные проблемы с этой технологией. Ключевой причиной является парадокс Моравека. В сущности, то, что легко для людей, часто трудновыполнимо для роботов, и наоборот.
- Хотя ИИ и оказывает влияние на роботов, этот процесс был медленным. Одна из причин заключается в том, что больше внимания уделяется технологиям, основанным на программно-информационном обеспечении. Но роботы становятся чрезвычайно сложными, когда дело доходит до перемещения в пространстве и восприятия окружающей их среды.
- Коботы — это машины, работающие бок о бок с людьми. Идея заключается в том, что такое взаимодействие позволит использовать преимущества как машин, так и людей.
- Стоимость роботов является первостепенной причиной недостаточного их внедрения. Но инновационные компании, такие

как Cobalt Robotics, используют новые бизнес-модели, которые приходят на выручку, например, с применением подписок.

- Потребительские роботы все еще находятся на начальных стадиях своего развития, в особенности по сравнению с промышленными роботами. Но есть несколько интересных примеров использования, таких как машины, которые могут быть компаньонами для людей.
- В 1950-х годах писатель-фантаст Айзек Азимов сформулировал три закона робототехники. По большей части они были сосредоточены на обеспечении того, чтобы машины не причиняли вреда людям или обществу. Несмотря на критику подхода Азимова, этот подход по-прежнему широко поддерживается.
- Обеспечение безопасности в роботах, как правило, не представляло проблему. Но это, скорее всего, изменится — и довольно быстро. Ведь все больше роботов подключается к облаку, которое подвержено проникновению вирусов и вредоносных программ.
- Операционная система для роботов (ROS) стала стандартом для индустрии робототехники. Указанное промежуточное программно-информационное обеспечение оказывает помощь в планировании, симуляциях, ориентировании на местности, локализации, восприятию и прототипировании.
- Разработка интеллектуальных роботов имеет много трудностей из-за необходимости создания физических систем, хотя и существуют инструменты, которые приходят на выручку, например допуская изошренные симуляции.

Внедрение искусственного интеллекта

ПРИВНЕСЕНИЕ ИЗМЕНЕНИЙ В ВАШУ КОМПАНИЮ

В марте 2019 года стрелок в прямом эфире транслировал в социальной сети Facebook свое зверское убийство 50 человек в двух мечетях в Новой Зеландии. Этот стрим был просмотрен около 4000 раз и был доступен в течение 29 минут после нападения¹. Затем видео было выгружено на другие платформы и было просмотрено миллионы раз.

Да, это событие являлось ярким примером того, как ИИ может провалиться самым ужасным образом.

В своем блоге вице-президент компании Facebook по управлению продуктами Гай Розен (Guy Rosen) отметил:

"Системы ИИ основываются на "тренировочных данных", т. е. вам нужно много тысяч примеров контента, чтобы натренировать систему, которая сможет обнаруживать те или иные типы текстовой, графической или видеoinформации. Этот подход очень хорошо работает в таких областях, как обнаружение обнаженного тела, пропаганды терроризма, а также графического насилия, где имеется большое число примеров, которые мы можем использовать для тренировки наших систем. Однако

¹ См. www.cnn.com/2019/03/21/why-facebooks-ai-didnt-detect-the-new-zealandmosque-shooting-video.html.

это конкретное видео не стало триггером для срабатывания наших автоматических систем обнаружения. Для того чтобы этого добиться, нам нужно будет обеспечить наши системы крупными объемами данных такого рода контента, что довольно сложно, поскольку эти события, к счастью, происходят редко. Еще одна проблема заключается в том, чтобы автоматически отличать этот контент от визуально похожего, безобидного контента — например, если бы наши системы помечали тысячи видео из реально-временных потоковых видеороликов, то наши пользователи могли бы пропустить важные видео реального мира, где мы могли бы предупредить первых ответчиков о получении помощи на месте происшествия¹.

ИИ также не помог, поскольку были различные злоумышленники, которые повторно закачивали отредактированные версии этого видео в социальную сеть Facebook, чтобы обмануть систему ИИ этой социальной сети.

Конечно, недостатки данной технологии многому научили, и компания Facebook подтверждает, что она продолжает совершенствовать свои системы. Но в исследовании этой компании также подчеркивается, что даже у самых технологически сложных компаний есть серьезные проблемы. Вот почему, когда речь заходит об внедрении ИИ, необходимо проводить основательное планирование, а также требуется понимание того, что проблемы неизбежно будут возникать. Но эти меры даются трудно, т. к. топ-менеджеры компаний находятся под давлением, требующим от них получения немедленных результатов от этой технологии.

В этой главе мы рассмотрим несколько лучших практических приемов внедрения ИИ.

Подходы к внедрению искусственного интеллекта

Использование ИИ в компании обычно предусматривает два подхода: применение программно-информационного обеспече-

¹ См. <https://newsroom.fb.com/news/2019/03/technical-update-on-new-zealand/>.

ния разработчика/поставщика либо создание собственных моделей. Первый из них является наиболее распространенным и может быть достаточным для большого числа компаний. Ирония заключается в том, что вы, возможно, уже используете программно-информационное обеспечение, в частности, производства компаний Salesforce.com, Microsoft, Google, Workday, Adobe или SAP, которые уже обладают мощными способностями ИИ. Другими словами, хороший подход заключается в том, чтобы обеспечить их применение в полной мере.

Для того чтобы ознакомиться с тем, что сегодня имеется, взгляните на систему Einstein компании Salesforce.com, запущенную в сентябре 2016 года. Эта система ИИ органично встроена в главную платформу управления взаимоотношениями с клиентами (CRM), позволяя осуществлять более предсказуемые и персонализированные действия для продаж, обслуживания, маркетинга и коммерции. Компания Salesforce.com называет систему Einstein "исследователем персональных данных", поскольку она является довольно простой в использовании, например, с помощью перетаскивания объектов визуального интерфейса с целью создания рабочих процессов. Среди ее способностей следует выделить такие:

- *предсказательное вероятностное оценивание* показывает вероятность того, что новаторская инициатива будет конвертирована в выгодную возможность;
- *сентиментный анализ* обеспечивает способ ощутить то, как люди видят ваш бренд и продукты, путем анализа социальных медиа на предмет выявления настроений;
- *умные рекомендации* — система Einstein перемалывает данные, чтобы показать, какие продукты являются наиболее идеальными для новаторских инициатив.

Однако, несмотря на то что эти встроенные функции облегчают использование ИИ, по-прежнему существуют потенциальные трудности. По словам Рикки Такрапа (Ricky Thakrar), пропагандиста компании Zoho по работе с клиентами, "мы встраивали функции ИИ в наши приложения в течение нескольких последних лет и получили богатый учебный опыт. Но, для того чтобы

эта технология заработала, пользователи должны правильно использовать программно-информационное обеспечение. Если торговые сотрудники вводят информацию неверно, то результаты, скорее всего, будут искаженными. Мы также обнаружили, что на тренировку моделей требуется не менее трех месяцев использования. И кроме того, даже если ваши сотрудники делают все правильно, это не означает, что предсказания ИИ будут идеальными. Всегда принимайте вещи с долей скепсиса"¹.

Что же касается строительства собственных моделей ИИ, то такое стремление является для компании очень значительным. Именно об этом мы и поговорим в настоящей главе.

Но независимо от того, какой подход вы примете, внедрение и использование ИИ должно в первую очередь начинаться с образования и повышения квалификации. Не имеет значения, являются ли сотрудники нетехническими специалистами или программистами. В целях успешного использования ИИ в организации каждый сотрудник должен иметь базовое понимание данной технологии. Разумеется, эта книга будет в этом полезна, но в дополнение к ней существует много онлайн-ресурсов, которые помогут в этом деле, от таких учебно-тренировочных платформ, как Lynda, Udacity и Udemy. Они предоставляют сотни высококачественных курсов по многим темам в области ИИ.

Для того чтобы передать ощущение того, как выглядит программа корпоративного обучения, рассмотрим компанию Adobe. Несмотря на то что в указанной компании есть невероятно талантливые инженеры, в ней все-таки имеется большое число сотрудников без опыта работы в области ИИ. Некоторые из них, возможно, не специализировались на этом в учебных заведениях или на работе. Тем не менее компания Adobe хотела, чтобы все инженеры имели твердое понимание ключевых принципов ИИ. Для этого компания предоставила шестимесячную программу сертификации, в рамках которой в 2018 году было подготовлено 5000 инженеров. Ее цель состоит в том, чтобы в каждом инженере развить способности исследователя данных.

¹ Основано на интервью автора в апреле 2019 года с Рикки Такраром, евангелистом компании Zoho по работе с клиентами.

Указанная программа включает в себя как онлайн-курсы, так и очные сессии, которые охватывают не только технические темы, но и такие области, как стратегия и даже этика. Компания Adobe также предоставляет помощь со стороны старших компьютерных ученых с целью оказания помощи учащимся в освоении учебных тем.

Далее, на ранних стадиях процесса внедрения, важно подумать о потенциальных рисках. Пожалуй, одним из самых опасных является систематическое смещение, поскольку оно легко просачивается в модель ИИ.

Примером тому является компания Amazon.com, которая в 2017 году закрыла свое программно-информационное обеспечение по найму персонала с использованием ИИ. Главная проблема заключалась в том, что оно имело систематическое смещение в сторону найма мужчин. Интересно, что этот случай был классическим образцом задачи тренировки модели. С учетом того, что большинство резюме представлялось мужчинами, неудивительно, что данные были систематически смещены. В компании Amazon.com даже предпринимались попытки подправить модель, но все равно результаты были далеко не нейтральными в гендерном отношении¹.

В данном случае речь шла не только о принятии решений, основанных на ошибочных предположениях. Компания Amazon.com, вероятно, также подвергала себя потенциальной юридической ответственности, например в связи с заявлениями о дискриминации.

Учитывая эти скользкие трудности, связанные с ИИ, все больше компаний учреждают комитеты по этике. Но даже это чревато проблемами. Согласитесь, ведь то, что может быть этичным для одного человека, может не иметь большого значения для кого-то другого, верно? Определенно так.

Например, компания Google закрыла собственный комитет по этике примерно через неделю после его запуска. По-видимому,

¹ См. www.reuters.com/article/us-amazon-com-jobs-automation-insight/amazon-scrap-secret-ai-recruiting-tool-that-showed-bias-against-womenidUSKCN1MK08G.

главной причиной была негативная реакция, вызванная включением в него члена фонда Heritage Foundation, консервативного мозгового центра¹.

Шаги внедрения искусственного интеллекта

Если вы планируете внедрить собственные модели ИИ, какие главные шаги следует рассматривать? Каковы лучшие практические приемы? Так вот, прежде всего, критически важно, чтобы ваши данные были достаточно чистыми и структурированными. Это позволит проводить моделирование (*см. главу 2*).

Вот несколько других шагов, к которым следует обратиться:

- выявить задачу, требующую решения;
- собрать сильную команду;
- выбрать подходящие инструменты и платформы;
- создать модель ИИ (этот процесс мы рассматривали в *главе 3*);
- развернуть и отслеживать работу модели ИИ.

Давайте взглянем на каждый из них.

Выявить задачу, требующую решения

Основанная в 1976 году, компания HCL Technologies является одной из крупнейших информационно-технологических консалтинговых фирм, со 132 тыс. сотрудников в 44 странах, и имеет половину списка Fortune 500 в качестве своих клиентов. Указанная компания также имплементировала крупное число систем ИИ.

Вот что говорит Калян Кумар (Kalyan Kumar), корпоративный вице-президент и глобальный технический директор компании HCL Technologies:

¹ См. www.theverge.com/2019/4/4/18296113/google-ai-ethics-board-ends-controversy-kay-coles-james-heritage-foundation.

"Бизнес-лидеры должны понять и осознать, что внедрение искусственного интеллекта — это долгий путь, а не спринт. Крайне важно, чтобы люди, управляющие внедрением ИИ на предприятии, оставались реалистами в отношении временных рамок и того, что ИИ способен сделать. Связи между людьми и ИИ взаимно усиливают друг друга, и любое внедрение ИИ может занимать некоторое время, прежде чем оно начнет оказывать положительное и значительное влияние"¹.

Это отличный совет. Вот почему — в особенности в компаниях, которые только начинают свой путь в области ИИ, — важно использовать экспериментальный подход. Думайте о нем как о создании пилотной программы, т. е. вы находитесь в фазе "ползания и ходьбы".

Но когда речь заходит о процессе внедрения ИИ, обычно слишком много внимания уделяется разным технологиям, которые, безусловно, являются увлекательными и мощными. Однако успех — это гораздо больше, чем просто технология; другими словами, сначала должно иметься ясное экономическое обоснование. Итак, вот несколько моментов, о которых стоит подумать, когда вы начинаете свой путь.

- Без сомнения, решения в компаниях часто бывают нерегламентированными и, скажем так, лежат в области догадок! Но в случае с ИИ у вас есть возможность принимать решения на основе данных, и такие решения должны иметь более высокую точность. Следует ответить на вопрос: где в вашей организации это может принести наибольшую выгоду?
- Как видно из примера роботизированной автоматизации процессов (РАП), которую мы рассмотрели в *главе 5*, ИИ может быть чрезвычайно эффективным при решении повторяющихся и рутинных задач.
- Разговорные роботы (чат-боты) могут быть еще одним средством, побуждающим использование ИИ. Их относительно про-

¹ Основано на интервью автора в марте 2019 года с Калианом Кумаром, корпоративным вице-президентом и глобальным техническим директором компании HCL Technologies.

сто настраивать, и они могут служить для достижения конкретных целей, таких как обслуживание клиентов. Подробнее об этом вы можете узнать в *главе 6*.

Эндрю Ын (Andrew Ng), генеральный директор компании Landing AI и бывший глава подразделения Google Brain, придумал различные подходы, которые необходимо учитывать при выявлении фокальных точек вашего первоначального проекта в области ИИ¹.

- *Быстрый выигрыш.* Проект должен длиться от 6 до 12 месяцев и иметь высокую вероятность успеха, что должно помочь обеспечить импульс для новых инициатив. Эндрю предлагает иметь пару проектов, т. к. это увеличивает шансы на победу.
- *Содержательность.* Проект не обязательно должен быть трансформирующим. Но он должен иметь результаты, которые помогут улучшить компанию заметным образом, создавая большее признание необходимости дополнительных инвестиций в ИИ. Ценность обычно заключается в снижении издержек, увеличении выручки, отыскании новых направлений развития бизнеса или снижении рисков.
- *Отраслевая направленность.* Это очень важно, т. к. успешный проект будет еще одним фактором в стимулировании признания необходимости в инвестициях. Таким образом, если у вас есть компания, которая продает абонентское обслуживание, то уменьшающая отток система ИИ будет хорошим местом для старта.
- *Данные.* Не ограничивайте свои возможности, основываясь на объеме имеющихся данных. Эндрю отмечает, что успешный проект в области ИИ может иметь всего лишь 100 точек данных. Но данные все равно должны быть качественными и достаточно чистыми, что как раз разведывается в *главе 2* в качестве ключевой темы.

Рассматривая этот этап, также стоит оценить "танго" между сотрудниками и машинами. Имейте в виду, что данное взаимодей-

¹ См. <https://hbr.org/2019/02/how-to-choose-your-first-ai-project>.

ствие часто упускается, и это может иметь неблагоприятные последствия для проекта в области ИИ в целом. Как мы уже увидели в настоящей книге, ИИ отлично справляется с обработкой огромных объемов данных с малыми ошибками на большой скорости. Эта технология также прекрасно справляется с предсказаниями и обнаружением аномалий. Но некоторые задачи выполняются людьми гораздо лучше, такие как творчество, абстракция и толкование понятий.

Обратите внимание на следующий ниже пример от Эрика Шлунца, соучредителя и технического директора компании Cobalt Robotics, который иллюстрирует это:

"Наши роботы-охранники превосходно обнаруживают необычные события на рабочем месте и в кампусе, например, обнаруживают человека в темном офисе с помощью тепловизора на базе ИИ. Но тут вмешивается один из наших операторов-людей и звонит с сообщением о том, как реагировать. Даже при всем потенциале ИИ он по-прежнему остается не лучшим критически важным вариантом выбора, когда он сталкивается с постоянно меняющимися переменными окружающей среды и непредсказуемостью человека. Подумайте о серьезности ошибки ИИ в разных ситуациях — неспособность обнаружить злоумышленника имеет намного худшие последствия, чем нечаянная подача сигнала ложной тревоги одному из наших операторов"¹.

Затем убедитесь, что вы четко представляете себе ключевые показатели эффективности (KPI) и тщательно их измеряете. Например, если вы разрабатываете пользовательского разговорного робота для обслуживания клиентов, то вам может потребоваться измерять такие показатели, как степень разрешения вопросов при первом вызове и удовлетворенность клиентов.

И наконец, вам нужно будет оценить ИТ-среду. Если у вас используются в основном унаследованные системы, то внедрение ИИ окажется более сложным и дорогостоящим, даже если у по-

¹ Основано на интервью автора в апреле 2019 года с Эриком Шлунцем, соучредителем и техническим директором компании Cobalt Robotics.

ставщиков есть API и интеграционные решения. Это означает, что вам придется умерить свои ожидания.

Несмотря на все это, инвестиции могут действительно сдвинуть дело с мертвой точки, даже для старорежимных компаний. В качестве примера возьмем компанию Symrise из Германии, чьи корни уходят вглубь более чем на 200 лет. На момент написания этой книги указанная компания являлась мировым производителем ароматов и ароматизаторов, имея в своем ассортименте более чем 30 тыс. продуктов.

Несколько лет назад компания Symrise предприняла крупную инициативу с помощью корпорации IBM по использованию ИИ для создания новых духов. Компании пришлось не только переоснастить существующую ИТ-инфраструктуру, но и потратить немало времени на доработку моделей. Но большим подспорьем было то, что она уже имела обширный набор данных, и это позволило повысить точность. Обратите внимание, что даже незначительное отклонение в смеси того или иного химического соединения может привести к тому, что парфюм не получится.

Президент компании Symrise по ароматам и уходу Ахима Дауба (Achim Daub) сказал:

"Теперь наши парфюмеры могут работать в одной связке с учеником на базе ИИ, который может анализировать тысячи формул и исторических данных в целях выявления закономерностей и предсказывать новые комбинации, помогая делать их более продуктивными и ускоряя дизайнерский процесс, направляя их к формулам, которые никогда не были замечены раньше"¹.

Сформировать команду

Насколько большой должна быть начальная команда для проекта в области ИИ? Возможно, хорошим руководством к действию будет использование "Правил двух пицц" Джеффа Безоса (Jeff

¹ См. www.symrise.com/newsroom/article/breaking-new-fragrance-ground-with-artificial-intelligence-ai-ibm-research-and-symrise-are-workin/.

Bezos)¹. Другими словами, достаточно ли отдачи от него для того, чтобы накормить людей, принимающих в нем участие?

И конечно же, не следует спешить с набором команды. Каждый должен быть сконцентрирован на успехе и понимать важность проекта. Если проект в области ИИ мало что покажет, то перспективы будущих инициатив могут оказаться под угрозой.

Команде понадобится лидер, который, как правило, имеет деловой (управленческий) или эксплуатационный (практический) опыт, а также обладает некоторыми техническими навыками. Такой человек должен уметь экономически обосновать проект в области ИИ, а также донести свое видение до нескольких заинтересованных сторон в компании, таких как ИТ-отдел и высшее руководство.

С точки зрения технических специалистов, по всей видимости, специалисты с докторской степенью в области ИИ не понадобятся. Хотя такие люди блестяще себя проявляют, они часто сосредоточены главным образом на инновациях в этой области, таких как усовершенствование моделей или создание новых. Для пилотного проекта в области ИИ эти совокупности навыков обычно не являются существенными.

Скорее наоборот, ищите тех людей, которые имеют опыт работы в программно-информационной инженерии или науке о данных. Однако, как отмечалось ранее в данной главе, эти люди могут и не иметь большого опыта работы с ИИ. По этой причине может возникнуть необходимость в том, чтобы они потратили несколько месяцев на повышение квалификации для изучения основных принципов машинного и глубокого обучения. Следует также сосредоточиться на понимании того, как использовать платформы ИИ, подобные TensorFlow.

Учитывая эти трудности, возможно, неплохо будет обратиться за помощью к консультантам, которые помогут выявить возможности ИИ, а также предоставить консультации по подготовке данных и разработке моделей.

¹ См. www.geekwire.com/2018/amazon-tops-600k-worldwide-employees-1st-time-13-jump-year-ago/.

Поскольку пилотный проект в области ИИ будет экспериментальным, в команде должны быть люди, готовые идти на риск и не быть незашоренными. В противном случае добиться прогресса будет чрезвычайно трудно.

Выбрать подходящие инструменты и платформы

Существует много инструментов, которые оказывают помощь в создании моделей ИИ, и большинство из них имеют открытый исходный код. Даже притом что неплохо их сперва протестировать, все равно рекомендуется сначала оценить ИТ-среду. Делая это, вы окажетесь в более оптимальном положении, оценивая инструменты ИИ.

И еще: по ходу дела вы можете осознать, что ваша компания уже использует несколько инструментов и платформ ИИ! А это может стать причиной проблем с интеграцией и управлением процессом с участием проектов на основе ИИ. В свете этого компания должна разработать стратегию для инструментов. Думайте об этом как о вашем стеке инструментов ИИ.

Итак, давайте рассмотрим несколько самых распространенных языков, платформ и инструментов для ИИ.

Язык Python

Гвидо ван Россум (Guido van Rossum), получивший степень магистра математики и компьютерных наук в Амстердамском университете в 1982 году, продолжал работать в различных исследовательских институтах Европы, таких как Корпорация национальных исследовательских инициатив (Corporation for National Research Initiatives, CNRI). Но именно в конце 1980-х годов он создал собственный компьютерный язык, названный им Python. Название языка на самом деле пришло из популярного британского комедийного сериала "Monty Python" ("Монти Пайтон").

Так что язык был немного нестандартным, но как раз это и делало его таким мощным. И вскоре Python станет стандартом для разработки ИИ.

Отчасти это объяснялось его простотой. С помощью всего нескольких скриптов на Python вы можете создавать изощренные модели, например, с такими функциями, как фильтрация, отображение и редукция. Но, конечно же, язык допускает и более сложное кодирование.

Ван Россум разработал Python с четкой философией¹:

- красивое лучше, чем уродливое;
- явное лучше, чем неявное;
- простое лучше, чем сложное;
- сложное лучше, чем заумное;
- плоское лучше, чем вложенное;
- разреженное лучше, чем плотное.

Это лишь несколько принципов языка.

Более того, у языка Python было преимущество роста в академическом сообществе, которое имело доступ к Интернету, что помогло ускорить его распространение. Но это также сделало возможным появление глобальной экосистемы с тысячами разных пакетов и библиотек ИИ. Вот только некоторые из них.

- *NumPy*. Эта библиотека позволяет использовать научно-вычислительные приложения. В ее основе лежит способность создавать сложные массивы объектов с высокой производительностью. Это имеет решающее значение для высококлассной обработки данных в моделях ИИ.
- *Matplotlib*. С помощью этой библиотеки вы можете строить графики наборов данных. Часто библиотека Matplotlib используется в сочетании с библиотеками NumPy/Pandas (Pandas расшифровывается как Python Data Analysis Library, т. е. библиотека анализа данных на Python). Эта библиотека позволяет относительно легко создавать структуры данных для разработки моделей ИИ.
- *SimpleAI*. Эта библиотека обеспечивает имплементации алгоритмов ИИ из книги "Искусственный интеллект: современный

¹ См. www.python.org/dev/peps/pep-0020/.

подход" Стюарта Рассела и Питера Норвига (Russel S., Norvig P. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*). Указанная библиотека не только обладает богатой функциональностью, но и предоставляет полезные ресурсы для навигации по процессу.

- *PyBrain*. Это модульная библиотека машинного обучения, которая позволяет создавать сложные модели — нейронные сети и системы на основе подкрепляемого самообучения — без особого кодирования.
- *Scikit-Learn*. Запущенная в 2007 году, эта библиотека имеет глубокий источник способностей, позволяющий выполнять регрессию, кластеризацию и классификацию данных.

Еще одна выгода от языка Python заключается в том, что существует целый ряд ресурсов для самостоятельного изучения. Быстрый поиск на YouTube покажет тысячи бесплатных курсов.

Помимо этого языка, существуют и другие солидные языки, которые можно использовать для ИИ, например C++, C# и Java. Хотя эти языки, как правило, более мощные, чем Python, они также являются более сложными. Кроме того, когда речь заходит о создании моделей, часто нет необходимости разрабатывать полноценные приложения. И наконец, существуют библиотеки Python, построенные для высокоскоростных машин с поддержкой ИИ — с графическими процессорами, подобные CUDA Python.

Вычислительные каркасы искусственного интеллекта

Существует масса вычислительных каркасов ИИ, которые предоставляют сквозные системы для построения моделей, их тренировки и развертывания. Безусловно, самым популярным из них является TensorFlow, который поддерживается компанией Google. Указанная компания начала разработку этого каркаса в 2011 году посредством своего подразделения Google Brain. Цель состояла в том, чтобы найти способ быстрее создавать нейронные сети и встраивать эту технологию во многие приложения Google.

К 2015 году Google решила открыть исходный код TensorFlow для публичного доступа, прежде всего потому, что эта компания

хотела ускорить прогресс в разработке приложений ИИ. И без сомнения, именно это и произошло. Открыв исходные коды библиотеки TensorFlow, компания Google сделала свою технологию отраслевым стандартом для разработок. Данная библиотека была скачана более 41 млн раз, и более 1800 участников внесли свой вклад в ее развитие. Де-факто, библиотека TensorFlow Lite (которая предназначена для встраиваемых систем) работает на более чем 2 млрд мобильных устройств¹.

Повсеместное распространение этой платформы привело к созданию большой экосистемы, а именно появилось много дополнений, таких как TensorFlow Federated (федеративный каркас для децентрализованных данных), TensorFlow Privacy (каркас с конфиденциальностью для тренировочных данных), TensorFlow Probability (каркас для вероятностных моделей), TensorFlow Agents (каркас для подкрепляемого самообучения) и Mesh TensorFlow (каркас для массивных наборов данных).

Для использования библиотеки TensorFlow у вас есть выбор из разнообразных языков для создания своих моделей. Это такие языки, как Swift, JavaScript и R. Хотя наиболее распространенным является язык Python.

С точки зрения базовой структуры библиотека TensorFlow берет входные данные в виде многомерного массива, так называемого тензора. Вторая часть названия (flow) представлена схемой, показывающей то, как данные проходят через систему.

Когда вы вводите команды в TensorFlow, они обрабатываются с помощью изолированного ядра на языке C++. Это позволяет добиться гораздо более высокой производительности, что может играть существенную роль, поскольку некоторые модели бывают очень массивными.

Вычислительный каркас TensorFlow может использоваться практически для всего, что касается ИИ. Вот несколько моделей, которые он привел в действие:

¹ См. <https://medium.com/tensorflow/recap-of-the-2019-tensorflow-dev-summit-1b5ede42da8d>.

- Исследователи из Национального энергетического научно-исследовательского вычислительного центра (National Energy Research Scientific Computing Center, NERSC) в Национальной лаборатории Лоуренса Беркли создали систему глубокого обучения для более качественного предсказания экстремальных погодных условий. Эта модель явилась первой такой моделью, которая преодолела вычислительный барьер в 1 эксафлопс (1 миллиард миллиардов вычислений). Благодаря этому рекорду исследователи получили премию Гордона Белла¹.
- Онлайн-площадка для размещения, поиска и краткосрочной аренды частного жилья по всему миру Airbnb использовала TensorFlow для построения модели, которая классифицировала миллионы фотографий предлагаемой в аренду недвижимости, что повысило качество обслуживания гостей и привело к более высоким конверсиям².
- Компания Google использовала TensorFlow для анализа данных с космического телескопа NASA Kepler. И самое интересное то, что в результате тренировки нейронной сети модель обнаружила две экзопланеты. Компания Google также сделала исходный код доступным для публики³.

Компания Google работает над TensorFlow 2.0, и ключевым направлением этой ее версии является упрощение API процесса. Существует также модуль под названием Datasets, который способствует упрощению подготовки данных для моделей ИИ.

Каковы же некоторые другие вычислительные каркасы ИИ? Давайте посмотрим.

- *PyTorch*. Разработчиком этой платформы, которая была выпущена в 2016 году, является компания Facebook. Как и для TensorFlow, основным языком программирования этой системы служит Python. В то время как PyTorch все еще находится на ранних стадиях, он уже считается вторым после TensorFlow

¹ См. www.youtube.com/watch?v=p45kQkllsd4&feature=youtu.be.

² См. www.youtube.com/watch?v=tPb2u9kwh2w&feature=youtu.be.

³ См. <https://ai.googleblog.com/2018/03/open-sourcing-hunt-for-exoplanets.html>.

с точки зрения использования. В чем же отличия этой платформы? PyTorch имеет интерфейс, более понятный в интуитивном плане. Указанная платформа также позволяет выполнять динамическое вычисление графов. Это означает, что вы можете легко вносить изменения в свои модели во время выполнения, что помогает ускорить их разработку. PyTorch также позволяет иметь разные типы специальных бэкендовых центральных и графических процессоров.

- **Keras.** В отличие от вычислительных каркасов TensorFlow и PyTorch, которые предназначены для опытных экспертов по ИИ, Keras предназначен для начинающих. С помощью небольшого объема исходного кода — на языке Python — вы можете создавать нейронные сети. В документации отмечается, что "Keras — это API, предназначенный для людей, а не для машин. Эта библиотека выдвигает пользовательский опыт на первый план. Keras следует рекомендациям по снижению когнитивной нагрузки: он предлагает последовательные и простые API, минимизирует число действий пользователя, необходимых для обычных вариантов использования, и обеспечивает четкую и действенную обратную связь в случае ошибки пользователя¹. Кроме того, имеется руководство для начала работы, чтение которого занимает всего 30 секунд! Однако простота не означает, что эта библиотека не является мощной. Дело в том, что с помощью Keras можно создавать сложные модели. Например, TensorFlow интегрировала Keras на своей собственной платформе. Указанная система может быть весьма полезной для проведения начальных экспериментов с моделями даже для тех, кто является профессионалом в ИИ.

В разработке ИИ помогает еще один широко используемый инструмент: блокнот Jupyter. Это не платформа или инструмент разработки. Как раз наоборот, блокнот Jupyter — это веб-приложение, которое позволяет легко программировать на Python и R в целях создания визуализаций и импорта систем ИИ. Вы также можете легко делиться своей работой с другими людьми, подобно тому как это делает GitHub.

¹ См. <https://keras.io/>.

За последние несколько лет также появилась новая категория инструментов ИИ под названием автоматизированного машинного обучения, или autoML (automated machine learning). Эти системы помогают справляться с такими процессами, как подготовка данных и отбор признаков. По большей части их цель состоит в том, чтобы оказывать помощь тем организациям, которые не имеют опытных исследователей данных и инженеров ИИ. Все это связано с быстро растущим трендом под названием "гражданин — исследователь данных" (citizen data scientist), — подразумевая человека, который не имеет базового технического образования, но который тем не менее способен создавать полезные модели.

Некоторыми игроками в области autoML являются системы H2O.ai, DataRobot и SaaS. Они интуитивно понятны и предлагают простое перетаскивание объектов пользовательского интерфейса при разработке моделей. Как ни удивительно, мегаоператоры этой технологии, такие как компании Facebook и Google, создали системы autoML для собственных команд. В случае компании Facebook у нее есть система Asimo, которая помогает управлять тренировкой и тестированием 300 тыс. моделей каждый месяц¹.

В качестве варианта использования технологии autoML посмотрите на компанию Lenovo Brazil. Указанная компания столкнулась с трудностями при создании моделей машинного обучения, помогающих предсказывать потребности в запасах и управлять снабженческой цепочкой. В ней два человека кодировали 1500 строк кода на языке R каждую неделю, но этого было недостаточно. Суть в том, что нанимать дополнительных исследователей данных было неэффективно по стоимости.

Поэтому компания внедрила систему DataRobot. Автоматизируя различные процессы, компания Lenovo Brazil смогла создавать модели с большим числом переменных, что привело к более оптимальным результатам. За несколько месяцев количество пользователей DataRobot выросло с двух до десяти.

¹ См. www.aimlmarketplace.com/technology/machine-learning/the-rise-of-automated-machine-learning.

В табл. 8.1 представлены и другие результаты¹.

Таблица 8.1. Результаты внедрения системы autoML

Задачи	До внедрения	После внедрения
Создание модели	4 недели	3 дня
Серийные модели	2 дня	5 минут
Точность предсказаний	<80%	87,5%

Неплохо, правда? Совершенно верно. Но есть еще несколько предостережений. Компания *Lenovo Brazil* получила преимущество в доступе к квалифицированным исследователям данных, которые понимали нюансы создания моделей.

Однако, если вы используете инструмент *autoML* без такого опыта, вы можете легко столкнуться с серьезными проблемами. Существует большая вероятность того, что вы создадите модели с ошибочными допущениями или данными. Во всяком случае, результаты могут в итоге оказаться гораздо хуже, чем не использовать ИИ! По этой причине система *DataRobot* фактически требует, чтобы у нового клиента был специальный полевой инженер и исследователь данных, работающий с компанией в течение первого года².

В настоящее время существуют также низкокодвые платформы, которые доказали свою полезность в ускорении разработки проектов в области ИИ. Одним из лидеров в этом пространстве является платформа *Arripan*, которая имеет смелую гарантию "Идея для приложения за восемь недель".

С помощью этой платформы вы можете легко настроить чистую структуру данных. Существуют даже системы, помогающие управлять этим процессом, в частности оповещать о проблемах. Несомненно, это обеспечивает прочный фундамент для строительства модели. Но низкий код (*low-code*) помогает и в других

¹ См. <https://3gp10c1vpy442j63me73gy3s-wpengine.netdna-ssl.com/wp-content/uploads/2018/08/Lenovo-Case-Study.pdf>.

² См. www.wsj.com/articles/yes-you-too-can-be-an-ai-expert-11554168513.

отношениях. Например, вы можете протестировать различные платформы ИИ, скажем от компаний Google, Amazon или Microsoft, чтобы увидеть, какая из них работает лучше. Затем вы можете создать приложение с современным интерфейсом и развернуть его в веб- или мобильных приложениях.

Для того чтобы получить представление о мощи низкого кода, посмотрите, что сделала аудиторская компания KPMG, используя эту технологию. Указанная компания смогла помочь своим клиентам отказаться от использования ставки LIBOR в кредитах. Прежде всего, компания KPMG использовала собственную платформу ИИ под названием Ignite для приема неструктурированных данных и применения машинного обучения и обработки ЕЯ для исправления контрактов. Затем компания применила платформу Appian, чтобы помочь с обменом документами, настраиваемыми бизнес-правилами и реально-временной отчетностью.

Такой процесс — когда он выполняется вручную — может легко занимать тысячи часов с частотой ошибок от 10 до 15%. Но при использовании связки Ignite/Appian точность составляла более 96%, а время на обработку документов измерялось считаными секундами.

Развернуть и отслеживать работу системы искусственного интеллекта

Даже когда вы построите работающую модель ИИ, останется проделать еще много работы. Вам необходимо отыскать способы развернуть ее и потом отслеживать ее работу.

Это требует организации работы по управлению изменениями, которое всегда является сложным. ИИ отличается от типичного ИТ-внедрения тем, что он предусматривает использование предсказаний и глубинных знаний (инсайтов) для принятия решений. Это означает, что люди должны будут переосмыслить то, как они взаимодействуют с указанной технологией.

Также следует учесть существование вероятности, что конечными пользователями станут люди, которые не обладают технической подготовкой, будь то сотрудники или потребители. Вот по-

чему необходимо очень много работать над тем, чтобы сделать модель ИИ максимально простой. Например, если вы создали систему для онлайн-маркетинга, то можете ограничить опции для пользователя, скажем, только четырьмя или пятью.

Почему? Если их будет слишком много, то пользователи могут разочароваться и даже не знать, с чего начинать. Все это является частью так называемого "аналитического паралича". Когда он происходит, внедрение модели ИИ неизбежно застопоривается, что серьезно затруднит продвижение вперед.

Еще одна хорошая стратегия — использовать интерактивные визуализации. Другими словами, вы можете легко увидеть, как меняются тренды, перенастраивая несколько переменных. Вы также можете обеспечить возможность щелчком по той или иной части диаграммы получить более подробную информацию.

Также важно создать документацию. Но она должна быть чем-то большим, нежели просто письменные материалы. Например, эффективным подходом является разработка видеуроков. Такие усилия будут иметь большое значение для прочного внедрения технологии.

В качестве наилучшей практики первоначальное развертывание должно быть лимитировано по охвату. Возможно, оно может быть сделано для небольшой группы бета-пользователей и небольшой части клиентской базы. Следует также предупредить пользователей о том, что модель ИИ находится на ранних стадиях внедрения и может содержать ошибки.

Следовательно, эта фаза связана с обучением персонала и клиентуры, в ходе которой предстоит ответить на вопросы: как что работает? Что должно быть удалено? Где можно что-то улучшить?

Этот процесс, безусловно, является итеративным, и его не следует торопить.

Затем, когда модель ИИ будет готова к полному развертыванию, должна иметься достаточная поддержка, и кто-то должен возглавить управление проектом. Кроме того, должно быть признание в том, что команда одержала победу. Лучшее всего, если эта похвала придет с самых высоких уровней компании, что поможет стимулировать все больше и больше инноваций.

Существуют различные автоматизированные платформы, которые помогают оптимизировать рабочий процесс, такие как Alteryx. Видение компании-разработчика этой платформы состоит в том, чтобы демократизировать науку о данных и аналитику независимо от того, имеет ли кто-то техническую подготовку или нет. Система Alteryx обрабатывает ключевые области данного процесса: обнаружение и подготовку данных, аналитику и развертывание. И все это делается с помощью инструментов перетаскивания без исходного кода. Кроме того, многие клиенты компании являются нетехнологичными операторами: это, например, Hyatt, Unilever и Kroger.

Опять же, внедрение ИИ, по сути, путешествие, и ваша стратегия неизбежно изменится. Это совершенно естественно. Вот слова Курта Мюмеля (Kurt Muehmel), вице-президента отдела продаж компании Dataiku¹:

"Бизнес иногда не понимает, что путь к ИИ — это долгосрочная эволюция не только технологии, но и того, как компания сотрудничает и работает вместе. Поэтому, помимо образования, одним из ключевых компонентов стратегии в области ИИ должно быть общее управление изменениями. Важно создать как краткосрочные, так и долгосрочные дорожные карты того, что будет достигнуто вначале, возможно, с помощью предсказательной аналитики, и затем, вероятно, с помощью машинного обучения, и в конечном итоге — в качестве долгосрочной цели — с помощью ИИ, и выяснить то, как каждая дорожная карта влияет на различные участки бизнеса, а также на людей, которые являются частью этих бизнес-направлений, и их повседневную работу".

Вывод

Как показано в этой главе, подходя к внедрению ИИ, важно рассмотреть два пути. Первый — максимально применять любые сторонние системы, использующие данную технологию. Но сле-

¹ Взято из интервью автора в апреле 2019 года с Куртом Мюмелем, вице-президентом по продажам компании Dataiku.

дует также уделять особое внимание качеству данных. Если этого не сделать, то результаты, скорее всего, будут не на высоте.

Второй путь — это создание проекта в области ИИ, основанного на собственных данных вашей компании. Для того чтобы добиться успеха в этом деле, должна существовать сильная команда, члены которой имеют сочетание технических, деловых и предметных знаний. Кроме того, по всей видимости, потребуется некоторая переподготовка с целью изучения ИИ. Это относится даже к тем, кто имеет опыт работы в области науки о данных и инженерии.

На этапах проекта не должно быть никакой спешки: оценивание ИТ-среды, постановка четкой бизнес-цели, очистка данных, подбор подходящих инструментов и платформ, создание модели ИИ и развертывание системы. С проектами на ранних стадиях разработки неизбежно возникнут проблемы, поэтому крайне важно быть гибким. Но приложенные усилия должны того стоить.

Ключевые моменты

- Даже лучшие компании испытывают трудности с внедрением ИИ. По этой причине необходимо проявлять большую осторожность, усердие и планировать работу. Также важно понимать, что неудачи — обычное явление.
- Существует два главных способа использования ИИ в компании: с помощью программно-информационного приложения разработчика/поставщика либо с помощью собственной модели. Последнее сделать гораздо сложнее и требует от организации серьезной решимости.
- При использовании готовых приложений ИИ еще предстоит проделать большую работу. Например, если сотрудники неправильно вводят данные, то результаты, скорее всего, будут искажены.
- Образование имеет решающее значение при внедрении ИИ, даже для опытных инженеров. Отличные учебные онлайн-ресурсы оказывают в этом помощь.

- Помните о рисках внедрения ИИ, таких как систематическое смещение, безопасность и конфиденциальность.
- Главные части процесса внедрения ИИ включают следующее: определение задачи, которую необходимо решить; создание сильной команды; выбор подходящих инструментов и платформ; строительство модели ИИ; развертывание и мониторинг модели ИИ.
- При разработке модели обратите внимание на то, как технология соотносится с людьми. Дело в том, что люди могут гораздо лучше справляться с теми или иными задачами.
- Сформировать команду непросто, поэтому торопить этот процесс не стоит. Следует иметь лидера с хорошим управленческим или эксплуатационным опытом в сочетании техническими навыками.
- Неплохо провести эксперименты с различными инструментами ИИ. Однако, прежде чем это сделать, следует оценить ИТ-среду.
- Некоторые популярные инструменты ИИ включают библиотеки TensorFlow, PyTorch, Keras, язык Python и блокнот Jupyter.
- Инструменты автоматизированного машинного обучения, или autoML, помогают справиться с такими процессами, как подготовка данных и отбор признаков для моделей ИИ. В центре внимания этих инструментов находятся те, кто не обладает техническими навыками.
- Развертывание модели ИИ — это больше, чем просто масштабирование. Кроме того, крайне важно, чтобы система была простой в использовании с целью обеспечения гораздо более широкого ее внедрения.

Будущее искусственного интеллекта ЗА И ПРОТИВ

На конференции Web Summit в конце 2017 года легендарный физик Стивен Хокинг (Stephen Hawking) высказал свое мнение о будущем искусственного интеллекта. Он выразил надежду, что технология сможет опередить человеческий интеллект. Это, по всей видимости, означает, что многие ужасные болезни будут излечены и, возможно, появятся способы решения экологических проблем, включая изменение климата.

Но была и темная сторона. Хокинг говорил о том, что эта технология потенциально может стать "худшим событием в истории нашей цивилизации"¹. Только некоторые из проблем подобного рода включают массовую безработицу и даже роботов-убийц. По этой причине он настаивал на способах управления искусственным интеллектом.

Идеи Хокинга, безусловно, не находятся на периферии. Видные технологические предприниматели, такие как Илон Маск и Билл Гейтс, также выразили глубокую озабоченность по поводу ИИ.

И все же есть много людей, которые настроены решительно оптимистично, если не сказать буйно. Масаеси Сон (Masayoshi Son),

¹ См. www.cnn.com/2017/11/06/stephen-hawking-ai-could-be-worst-event-in-civilization.html.

генеральный директор японской холдинговой компании SoftBank и менеджер венчурного фонда Vision стоимостью 100 млрд долларов, является одним из них. В интервью каналу CNBC он заявил, что в течение 30 лет у нас будут летающие автомобили, люди будут жить намного дольше и мы вылечим многие болезни¹. Он также отметил, что главное внимание в его фонде уделяется ИИ.

Хорошо, тогда кто из них прав? Будущее окажется антиутопическим или утопическим? Или мы получим золотую середину? Дело в том, что предсказывать новые технологии чрезвычайно трудно, почти невозможно. Вот несколько примеров прогнозов, которые оказались далеки от цели.

- Томас Эдисон заявил, что переменный ток обречен на провал².
- В своей книге "Дорога вперед" (Road Ahead), опубликованной в конце 1995 года, Билл Гейтс не упоминал об Интернете.
- В 2007 году Джим Балсилли (Jim Balsillie), генеральный содиректор компании Research in Motion (создателя устройства BlackBerry), заявил, что iPhone наберет мало оборотов³.
- В культовом научно-фантастическом фильме "Бегущий по лезвию", вышедшем в 1982 году и действие которого началось в 2019 году, было сделано много предсказаний, которые оказались ошибочными, такие как телефонные будки с видеофонами и андроиды (или "репликаны"), которые были почти не отличимы от людей.

Несмотря на все это, одна вещь является несомненной: в ближайшие годы мы увидим много инноваций и изменений со стороны индустрии ИИ. Это выглядит неизбежным, тем более что в указанную индустрию продолжают инвестироваться огромные суммы.

¹ См. www.cnb.com/2019/03/08/softbank-ceo-ai-will-completely-change-the-way-humans-live-within-30-years.html.

² См. www.msn.com/en-us/news/technology/the-best-and-worst-technology-predictions-of-all-time/ss-BBIMwm3#image=5.

³ См. www.recode.net/2017/1/9/14215942/iphone-steve-jobs-apple-ballmer-nokia-anniversary.

Итак, давайте рассмотрим несколько областей, которые, вероятно, окажут значительное влияние на общество.

Автономные автомобили

Когда речь заходит об ИИ, одной из самых далеко идущих его областей являются автономные автомобили. Интересно, что эта категория не совсем новая. Да, они были отличительной чертой многих научно-фантастических рассказов на протяжении многих десятилетий! Но в течение совсем небольшого промежутка времени появилось много реальных примеров инноваций.

- *Stanford Cart*. Его разработка стартовала в начале 1960-х годов, и первоначальная задача состояла в том, чтобы создать дистанционно управляемый аппарат для полетов на Луну. Но исследователи в конце концов изменили свое направление и разработали базовое автономное транспортное средство, которое использовало камеры и ИИ для навигации. Хотя для той эпохи это достижение было выдающимся, оно не было практичным, поскольку требовалось более 10 минут на то, чтобы спланировать любое движение!
- *Эрнст Дикманс (Ernst Dickmanns)* — блестящий немецкий аэрокосмический инженер. Он обратил свое внимание на идею преобразования фургона Mercedes в автономное транспортное средство... в середине 1980-х, связав вместе камеры, датчики и компьютеры. Он также был изобретателем в том, как использовал программно-информационное обеспечение, например сосредотачивая обработку графики только на важных визуальных деталях с целью экономии энергии. Сделав все это, он смог разработать систему, которая управляла рулем автомобиля, педалью газа и тормозами. Он испытал этот "мерседес" на Парижском шоссе в 1994 году, и тот проехал более 600 миль со скоростью до 81 миль/ч¹. Тем не менее финансирование исследований приостановили, поскольку было далеко не ясно,

¹ См. www.politico.eu/article/delf-driving-car-born-1986-ernst-dickmanns-mercedes/.

получится ли осуществить своевременную его коммерциализацию. Помешало и то, что ИИ вступал в новую зиму.

Но переломным моментом для автономных автомобилей стал 2004 год. Главным катализатором послужила иракская война, которая принесла ужасные потери среди американских солдат. По мнению агентства DARPA, автономные транспортные средства могли бы стать решением проблемы военных потерь.

Но указанное агентство столкнулось со многими серьезными трудностями. Именно поэтому в 2004 году оно организовало конкурс, получивший название DARPA Grand Challenge, который имел Гран-при в размере 1 млн долларов для поощрения более широких инноваций. Это мероприятие включало в себя гонку протяженностью 150 миль по пустыне Мохаве, и, к сожалению, поначалу эта гонка не стала обнадеживающей, т. к. автомобили выступили плохо. Ни один из них не закончил гонку!

Но это только подстегнуло разработчиков к еще большим инновациям. К следующему году гонку завершило пять машин. Затем, в 2007 году, автомобили уже были настолько развиты, что они могли совершать такие действия, как повороты на 180° и переаивание в одну полосу.

Благодаря этому процессу агентство DARPA смогло обеспечить создание ключевых компонентов для автономных транспортных средств.

- *Датчики.* К ним относятся радиолокационные и ультразвуковые системы, которые могут обнаруживать транспортные средства и другие препятствия, такие как бордюры.
- *Видеокамеры* могут обнаруживать дорожные знаки, светофоры и пешеходов.
- *Лидар* (детекция освещенности и дальности) — это устройство, которое обычно находится в верхней части автономного автомобиля, стреляет лазерными лучами с целью измерения окружающей обстановки. Затем эти данные интегрируются в существующие карты.
- *Компьютер* помогает управлять автомобилем, в том числе рулем, ускорением и торможением. Компьютерная система за-

действует ИИ для самообучения, но также имеет встроенные правила для избегания столкновений с объектами, подчинения правилам дорожного движения и т. д.

Далее, когда речь заходит об автономных автомобилях, возникает много путаницы в том, что на самом деле означает "автономный". Это когда автомобиль едет сам по себе в полном одиночестве или же должен иметься водитель-человек?

Для того чтобы разобраться в нюансах, следует понимать, что существует пять уровней автономии.

- *Уровень 0.* Здесь человек контролирует все системы.
- *Уровень 1.* На этом уровне компьютеры управляют ограниченными функциями, такими как регулирование скоростью движения или торможение, но только по одной одновременно.
- *Уровень 2.* Этот тип автомобиля может автоматизировать две функции.
- *Уровень 3.* Здесь автомобиль автоматизирует все функции обеспечения безопасности. Но водитель может вмешаться, если что-то пойдет не так.
- *Уровень 4.* Автомобиль обычно может ездить сам. Но есть случаи, в которых человек должен участвовать.
- *Уровень 5.* Это Святой Грааль, в котором автомобиль является полностью автономным.

Автомобильная индустрия — один из крупнейших рынков, и ИИ, вероятно, вызовет там мучительные изменения. Следует учесть, что транспорт является вторым по величине расходом домашних хозяйств после жилья и в два раза превышает затраты на здравоохранение. Следует иметь в виду и другое: типичный автомобиль используется только около 5% времени, поскольку он обычно где-то припаркован¹.

В свете огромных возможностей для совершенствования нет ничего удивительного в том, что автономная автомобильная индустрия столкнулась с огромными объемами инвестиций. Речь идет

¹ См. www.sec.gov/Archives/edgar/data/1759509/000119312519077391/d633517ds1a.htm.

не только о венчурных капиталистах, инвестирующих в массу стартапов, но и об инновациях традиционных автопроизводителей, таких как Ford, GM и BMW.

И когда же мы увидим, что эта индустрия стала магистральной? Здесь оценки сильно разнятся. Но согласно исследованию компании Allied Market Research, к 2026 году объем рынка, по прогнозам, достигнет 556,67 млрд долларов, что будет представлять совокупный годовой темп роста, равный 39,47%¹.

Правда, еще многое предстоит сделать. По заявлению Скотта Пейнтера (Scott Painter), генерального директора и основателя компании Fair, "в лучшем случае мы еще на годы далеки от автомобиля, который не требует руля. Автомобили все равно нужно будет страховать, ремонтировать и обслуживать, даже если вы вернулись из будущего на ДеЛориане и принесли с собой инструкцию по тому, как сделать эти автомобили полностью автономными. Мы производим 100 млн автомобилей в год, из которых 16 млн — в США. И, если предположить, что вы хотите, чтобы весь запас имел эти функции ИИ, все равно потребуется 20 лет на то, чтобы у вас таких автомобилей стало на дороге больше, включая всевозможные уровни ИИ, по сравнению с числом автомобилей, которые не имеют этих технологий"².

Но необходимо также учитывать много других факторов. В конце концов, факт остается фактом, но вождение является сложным, в особенности в городских и пригородных районах. Что делать, если дорожный знак поменялся или даже подделан? Как насчет того, что автономный автомобиль должен уметь справляться с дилеммой, такой как необходимость решать, куда врезаться: во встречный автомобиль либо в бордюр, за которым могут стоять пешеходы? Все эти вопросы чрезвычайно сложно решать.

Бывает трудно выполнить даже, казалось бы, простые задачи. Джон Крафчик (John Krafcik), генеральный директор подразделения Waymo компании Google, отмечает, что парковка автомобиля

¹ См. www.alliedmarketresearch.com/autonomous-vehicle-market.

² Взято из интервью автора, в мае 2019 года, со Скоттом Пейнтером, генеральным директором и основателем компании Fair.

является ярким тому примером¹. Для выполнения парковки требуется отыскать свободное место, избежать столкновения с другими автомобилями и пешеходами (что бывает непредсказуемым) и перемещаться в пространстве.

Но технология — это всего лишь одна из проблем с автономными транспортными средствами. Помимо нее следует учесть и некоторые другие.

- *Инфраструктура.* Наши города и поселки построены для традиционных автомобилей. Но при смешивании с автономными транспортными средствами, вероятно, возникнет много логистических проблем. Как автомобиль будет превосходить действия водителей-людей? На самом деле, может возникнуть необходимость в установке датчиков вдоль дорог. Либо еще один вариант — иметь отдельные дороги для автономных транспортных средств. Правительства также, вероятно, должны будут изменить автошколы, предоставляя инструкции о том, как взаимодействовать с автономными транспортными средствами во время движения.
- *Регулирование.* Это большая тайна за семью печатями. По большей части оно может быть самым большим препятствием, поскольку правительства, как правило, работают медленно и сопротивляются переменам. Соединенные Штаты к тому же являются страной с высокой степенью судебных разбирательств — что может стать еще одним фактором, сдерживающим развитие.
- *Принятие со стороны публики.* Автономные транспортные средства, вероятно, не будут дешевыми, поскольку такие системы, как лидар, стоят дорого. Этот фактор, безусловно, будет ограничивающим. Но в то же время есть признаки скептицизма со стороны широкой публики. Согласно опросу исследовательской фирмы AAA, около 71% опрошенных заявили, что боятся ездить в автономном автомобиле².

¹ См. www.businessinsider.com/waymo-ceo-john-krafcik-explains-big-challengefor-self-driving-cars-2019-4.

² См. <https://newsroom.aaa.com/2019/03/americans-fear-self-driving-cars-survey/>.

Учитывая все это, начальная фаза автономных транспортных средств, вероятно, будет смещена в сторону контролируемых ситуаций, скажем, для грузовых перевозок, перевозок полезных ископаемых или челночных перевозок. Примером этого является компания Suncoг Energy, которая использует автономные грузовики во время выемки породы на различных участках добычи в Канаде.

Сети совместного использования поездок, такие как Uber и Lyft, могут стать еще одной отправной точкой. Эти услуги достаточно структурированы и понятны для публики.

Следует отметить, что компания Waymo тестирует службу самоуправляемых такси в Финиксе, шт. Аризона, США (она похожа на систему совместного использования поездок, такую как Uber, но автомобили имеют автономные системы). Вот как ее работа объясняется в блог-посте компании:

"Мы начнем с предоставления пассажирам доступа к нашему приложению. Они смогут использовать его для вызова наших самоуправляемых транспортных средств 24 часа в сутки, 7 дней в неделю. Они смогут ездить по нескольким городам в метропольном ареале¹, включая Чандлер, Темпе, Меса и Гилберт. Будь то веселая вечеринка или просто для того чтобы отдохнуть от вождения, наши пассажиры всегда будут получать одни и те же чистые транспортные средства, и нашего водителя Waymo с более чем 10 млн миль опыта на дорогах общего пользования. Пассажиры будут видеть оценочную стоимость поездки, прежде чем они на нее согласятся, основанную на таких факторах, как время и расстояние до места назначения"².

Компания Waymo обнаружила, что ключевым является осведомленность, потому что у пассажиров есть много вопросов. Для решения этого вопроса компания встроила в приложение разговорную систему, чтобы связываться с человеком из службы поддержки. Приборная панель автомобиля также имеет экран, который предоставляет подробную информацию о поездке.

¹ Городская агломерация, или большой город с пригородами. — *Прим. перев.*

² См. <https://medium.com/waymo/riding-with-waymo-one-today-9ac8164c5c0e>.

Согласно посту в блоге, "обратная связь с пассажирами будет по-прежнему жизненно важной на каждом этапе пути"¹.

США против Китая

Стремительное индустриальное развитие Китая было поразительным. В течение нескольких лет его экономика может стать больше, чем в Соединенных Штатах, и ключевой частью его роста будет ИИ. Китайское правительство поставило перед собой амбициозную цель до 2030 года потратить на эту технологию 150 млрд долларов². Тем временем продолжатся крупные инвестиции со стороны таких компаний, как Baidu, Alibaba и Tencent.

Несмотря на то что Китай часто считают не таким креативным или инновационным, как Кремниевая долина — часто наклеивая ярлык "подражателей", — это восприятие может оказаться мифом. Исследование Института искусственного интеллекта имени Аллена подчеркивает, что Китай, как ожидается, превзойдет Соединенные Штаты в наиболее цитируемых технических работах по ИИ³.

У этой страны есть и другие преимущества, на которые эксперт по ИИ и венчурный капиталист Кай-Фу Ли (Kai-Fu Lee) указал в своей провокационной книге "Сверхдержавы ИИ: Китай, Кремниевая долина и Новый мировой порядок"⁴.

■ *Энтузиазм.* Еще в 1950-х годах запуск Советским Союзом спутника вызвал у людей в Соединенных Штатах интерес к профессии инженера в космических программах. Нечто подобное в действительности произошло в Китае. Когда лучший игрок страны в го, Ке Цзе (Ke Jie), проиграл системе AlphaGo AI, это событие стало призывом к действию. В результате оно вдохновило многих молодых людей на карьеру в области ИИ.

¹ См. <https://medium.com/waymo/riding-with-waymo-one-today-9ac8164c5c0e>.

² См. www.diamandis.com/blog/rise-of-ai-in-china.

³ См. www.theverge.com/2019/3/14/18265230/china-is-about-to-overtake-america-in-ai-research.

⁴ Издана: New York: Houghton Mifflin Harcourt, 2018.

- *Данные.* Китай с населением более 1,3 млрд человек богат данными (более 700 млн пользователей Интернета). Но авторитарное правительство страны также имеет решающее значение, поскольку конфиденциальность не считается особенно важной, т. е. имеется гораздо больше свободы действий при разработке моделей ИИ. Например, в статье, опубликованной в медицинском журнале *Nature Medicine*, китайские исследователи получили доступ к данным о 600 тыс. пациентах для проведения медицинского исследования¹. Еще на ранних стадиях этого научного исследования было показано, что модель ИИ способна эффективно диагностировать такие заболевания у детей, как грипп и менингит.
- *Инфраструктура.* В рамках инвестиционных планов китайского правительства особое внимание уделяется созданию городов следующего поколения, которые позволят использовать автономные автомобили и другие системы ИИ. Кроме того, произошло агрессивное развертывание сетей 5G.

Что касается Соединенных Штатов, то правительство этой страны было с ИИ гораздо более осторожным. Президент Трамп подписал исполнительный указ под названием "Американская инициатива в области ИИ" (*American AI Initiative*), для того чтобы простимулировать развитие данной технологии, но условия в ней изложены расплывчато, и далеко не ясно, сколько денег будет на нее выделено.

Технологическая безработица

Концепция технологической безработицы, получившая дурную славу во время Великой депрессии с легкой руки известного экономиста Джона Мейнарда Кейнса, объясняет, как инновации могут привести к долгосрочной потере рабочих мест. Однако доказательства ее наступления были туманными. Несмотря на то что автоматизация серьезно повлияла на такие индустрии, как обра-

¹ См. www.nature.com/articles/s41591-018-0335-9.

батывающая промышленность, часто по мере адаптации людей происходит транзит рабочей силы.

Но может ли революция ИИ быть иной? Очень даже может быть. Например, губернатор Калифорнии Гэвин Ньюсом (Gavin Newsom) опасается того, что его штат может увидеть массовую безработицу в таких областях, как грузоперевозки и складирование, — и совсем скоро¹.

Вот еще один пример: компания Harvest CROO Robotics построила робота, названного Harv, который может собирать клубнику и другие растения, не получая ссадин. Конечно, его разработка все еще находится в экспериментальной фазе, но система быстро совершенствуется. Предполагается, что один робот будет выполнять работу 30 человек². И конечно, не будет выплачиваться никакой заработной платы и не будет никакой ответственности перед профсоюзами.

Но ИИ может означать нечто большее, чем замена низкоквалифицированных рабочих мест. Уже есть признаки того, что эта технология может оказать серьезное влияние на профессии "белых воротничков". Давайте посмотрим правде в глаза: существует еще больше стимулов для того, чтобы автоматизировать эти рабочие места, потому что они приносят более высокую компенсацию.

Лишь одна из категорий, которая может столкнуться с потерей работы после внедрения ИИ, — это область юриспруденции, о чем свидетельствует масса стартапов, подобных Lawgood, NexLP и RAVN ACE, объявивших охоту за этим рынком. Их технологические решения направлены на автоматизацию таких подбластей, как юридические исследования и пересмотр контрактов³.

¹ См. www.mercurynews.com/2019/03/18/were-not-prepared-for-the-promise-of-artificial-intelligence-experts-warn/.

² См. www.washingtonpost.com/news/national/wp/2019/02/17/feature/inside-the-race-to-replace-farmworkers-with-robots/.

³ См. www.cnbc.com/2017/02/17/lawyers-could-be-replaced-by-artificial-intelligence.html.

Несмотря на то что их системы далеки от совершенства, они, безусловно, могут обрабатывать гораздо больший объем, чем люди, и могут также становиться умнее по мере того, как они используются все больше и больше.

Следует признать, что совокупный рынок труда характеризуется динамичностью и будут создаваться новые типы профессий. Кроме того, вероятно, в области ИИ появятся инновации, которые будут полезны для сотрудников, облегчая их работу. Например, софтверный стартап Measure Square смог использовать изощренные алгоритмы для конвертирования бумажных поэтажных планировок помещений в цифровые интерактивные планировки. Благодаря этому стало легче вовремя начинать и завершать проекты.

Однако в свете потенциального трансформирующего воздействия ИИ представляется разумным, что оно будет иметь негативные последствия для широкого круга индустрий. Возможно, предвестием этого является то, что произошло с сокращением рабочих мест в обрабатывающей промышленности в 1960–1990-х годах. По данным исследовательского центра Pew, за последние 40 лет практически не наблюдался рост реальной заработной платы¹. В течение этого периода Соединенные Штаты также столкнулись с растущим разрывом в уровне благосостояния. Экономист из Беркли Габриэль Цукман (Gabriel Zucman) считает, что 0,1% населения контролирует почти 20% богатства страны².

И все же некоторые действия можно предпринять. Прежде всего, правительства могут обратиться к мерам по предоставлению помощи в области образования и оказанию помощи во время транзитного периода. С учетом темпов изменений в современном мире большинству людей необходимо будет постоянно повышать свои навыки. Генеральный директор компании IBM Джинни Рометти (Ginni Rometty) отметила, что ИИ изменит все рабочие места в течение ближайших 5–10 лет. Кстати, в ее компании из-за

¹ См. www.pewresearch.org/fact-tank/2018/08/07/for-most-us-workers-realwages-have-barely-budged-for-decades/.

² См. <http://fortune.com/2019/02/08/growing-wealth-inequality-us-study/>.

автоматизации на 30% сократилась численность персонала в отделе кадров¹.

В дополнение к этому некоторые люди выступают за базовый доход, обеспечивающий минимальную сумму компенсации для всех. Это, безусловно, смягчило бы часть неравенства, но эта мера также имеет недостатки. Люди, безусловно, гордятся своей карьерой и получают от нее удовлетворение. И тогда, каким будет моральный дух человека, если он не сможет найти работу? Это может оказать сильное влияние.

Наконец, даже поговаривают о каком-то налоге на ИИ. Он, по сути, будет забирать крупные доходы у тех компаний, которые извлекают выгоду из этой технологии. Хотя, учитывая их власть, вероятно, провести законодательный акт такого рода будет трудно.

Милитаризация искусственного интеллекта

Научно-исследовательская лаборатория военно-воздушных сил (Air Force Research Lab) работает над прототипами так называемого Скайборга (Skyborg). Точно как в "Звездных войнах". Думайте о Скайборге как о P2-D2 (R2-D2), который служит для истребителя в качестве ведомого летчика на базе ИИ, помогая определять цели и угрозы². Робот на базе ИИ может также брать управление на себя, если пилот недееспособен или отвлекся. В ВВС США даже рассматривают возможность использования этой технологии для управления беспилотниками.

Круто, да? Еще бы. Но тут есть главная трудность: не приведет ли использование ИИ к ситуации, в которой люди будут выведены из рабочего цикла, принимая решения о жизни и смерти на поле боя? Может ли это в конечном счете привести к еще боль-

¹ См. www.cnn.com/2019/04/03/ibm-ai-can-predict-with-95-percent-accuracy-which-employees-will-quit.html.

² См. www.popularmechanics.com/military/aviation/a26871027/air-force-ai-fighter-plane-skyborg/.

шему кровопролитию? Возможно ли, что машины примут неверные решения, тем самым вызвав еще больше проблем?

Многие исследователи ИИ и предприниматели в данной области обеспокоены таким положением дел. С этой целью более 2400 человек подписали петицию, в которой содержится призыв запретить так называемых роботов-убийц¹.

Даже Организация Объединенных Наций изучает какой-то вид запрета. Но Соединенные Штаты, наряду с Австралией, Израилем, Великобританией и Россией, пока что сопротивлялись этому шагу². В результате может возникнуть настоящая гонка вооружений в области ИИ.

Согласно исследовательской работе корпорации RAND, существует даже вероятность того, что эта технология может привести к ядерной войне, скажем, к 2040 году. Но как? Авторы этой работы отмечают, что ИИ может облегчить наведение ракет на подводные лодки и мобильные ракетные комплексы. В их отчете говорится:

"Как показывают исследования, страны могут испытывать искушение использовать потенциал первого удара в качестве средства получения рычага в переговорах со своими соперниками, даже если они не имеют намерения проводить атаку. Это подрывает стратегическую стабильность, потому что даже если государство, обладающее этими возможностями, не намерено их использовать, противник не может быть в этом уверен"³.

Но в ближайшем будущем ИИ, вероятно, окажет наибольшее влияние на информационную войну, которая все еще может быть весьма разрушительной. Мы получили представление об этом, когда российское правительство вмешалось в президентские выборы 2016 года. Их подход был довольно низкотехнологичным,

¹ См. www.theguardian.com/science/2018/jul/18/thousands-of-scientists-pledge-not-to-help-build-killer-ai-robots.

² См. www.theguardian.com/science/2019/mar/29/uk-us-russia-opposing-killer-robot-ban-un-ai.

³ См. www.rand.org/news/press/2018/04/24.html.

поскольку в нем фабрики интернет-троллей использовали социальные медиа с целью распространения фейковых новостей, но последствия этой деятельности были значительными.

Однако по мере того, как ИИ становится все мощнее и доступнее, мы, вероятно, увидим, что он придаст этим видам кампаний новую силу. Например, дипфейковые системы могут легко создавать правдоподобные снимки и видео людей, которые могут быть использованы для быстрого распространения сообщений.

Изыскание новых лекарственных препаратов

Успехи в области изыскания новых лекарств были почти чудесными, поскольку теперь у нас есть лекарства от таких трудноизлечимых заболеваний, как гепатит С, и мы продолжаем делать успехи в изучении раковых заболеваний. Но, разумеется, в этой области многое еще предстоит сделать. Дело в том, что фармацевтические компании испытывают все больше проблем с разработкой методов лечения. Вот только один пример: в марте 2019 года компания Biogen объявила, что один из ее препаратов для лечения болезни Альцгеймера, который находился в стадии III испытаний, не показал значимых результатов. На этих новостях акции компании упали на 29%, уничтожив 18 млрд долларов ее рыночной стоимости¹.

Следует учесть, что разработка традиционных лекарств часто проходит через множество проб и ошибок, тем самым отнимая массу времени. Тогда, может быть, существует более оптимальный способ?

Все чаще исследователи обращаются за помощью к ИИ. Мы видим, как появляются различные стартапы, которые сосредотачиваются на открывающихся возможностях.

Один из них — стартап Insitro. У этой компании, которая начала свою деятельность в 2019 году, не было особых проблем с при-

¹ См. www.wsj.com/articles/biogen-shares-drop-28-after-ending-alzheimers-phase-3-trials-11553170765.

влечением ошеломляющих 100 млн долларов в своем раунде Серии А. Среди ее инвесторов были такие инвестиционные компании, как Alexandria Venture Investments, Bezos Expeditions (инвестиционная фирма Amazon.com Джеффа Безоса), Mubadala Investment Compan, Two Sigma Ventures и Verily.

Несмотря на то что ее команда была относительно малой — около 30 сотрудников, все они являются блестящими исследователями, которые охватывают такие области, как наука о данных, глубокое обучение, программно-информационная инженерия, биоинженерия и химия. Генеральный директор и основатель компании, Дафна Коллер (Daphne Koller), обладает редким сочетанием опыта в области передовых компьютерных наук и наук о здоровье, возглавляя подразделение Google в области здравоохранения, компанию Calico.

Как свидетельство мастерства компании Insitro, она уже заключила партнерское соглашение с лекарственным мега-оператором Gilead. Это соглашение предполагает потенциальную выплату более 1 млрд долларов за исследования по неалкогольному стеатогепатиту (NASH), серьезному заболеванию печени¹. Ключевым моментом здесь является то, что лекарственный гигант Gilead смог собрать большой объем данных, которые помогут тренировать модели. Это будет сделано с помощью клеток вне тела человека, т. е. с помощью системы в пробирке (*in vitro*). У мегаоператора Gilead есть некоторая срочность в рассмотрении альтернативных подходов, т. к. один из его методов лечения заболевания NASH, selonsertib, оказался безуспешным в его клинических испытаниях (он был предназначен для больных более поздними стадиями заболевания).

Перспектива ИИ заключается в том, что он ускорит открытие новых лекарств, потому что глубокое обучение способно выявлять сложные регулярности. Но эта технология может также оказаться полезной в разработке персонализированных методов лечения, таких как приспособливание к генетическому составу человека,

¹ См. www.fiercebiotech.com/biotech/stealthy-insitro-opens-up-starting-gilead-deal-worth-up-to-1-05b.

что, вероятно, будет иметь решающее значение для лечения некоторых заболеваний.

В любом случае, вероятно, будет лучше умерить ожидания. В этой области неизбежно возникнут серьезные препятствия, когда индустрия здравоохранения должна будет претерпеть изменения, потому что будет расти уровень образования в области ИИ. На это потребуется время, и, скорее всего, возникнет сопротивление.

Далее, глубокое обучение, как правило, является "черным ящиком" в том, что касается понимания того, как на самом деле алгоритмы работают. Это может оказаться трудным в получении нормативного одобрения в отношении новых лекарств, поскольку Федеральное управление по лекарственным средствам США (FDA) сосредоточено на причинно-следственных связях.

Наконец, человеческое тело характеризуется очень высокой сложностью, и мы все еще изучаем, как оно работает. И кроме того, как мы уже видели с такими инновациями, как расшифровка генома человека, обычно требуется значительное время на то, чтобы осмыслить новые подходы.

В качестве примера сложностей рассмотрим ситуацию с суперкомпьютером Watson компании IBM. Несмотря на то что данная компания имеет несколько самых талантливых исследователей ИИ и потратила на данную технологию миллиарды, она недавно объявила, что больше не будет продавать Watson для целей изыскания новых лекарств¹.

Правительство

Статья на веб-сайте новостного агентства Bloomberg.com в апреле 2019 года вызвала большой ажиотаж. Она описывала закулисный взгляд на то, как компания Amazon.com управляет своей системой интеллектуальных звуковых колонок на основе асси-

¹ См. <https://khn.org/morning-breakout/ups-and-downs-of-artificial-intelligence-ibm-stops-sales-development-of-watson-for-drug-discovery-hospitals-learn-from-ehrs/>.

стента Alexa¹. Хотя бóльшая ее часть основана на алгоритмах, участие принимают и тысячи людей, которые анализируют голо-совые клипы, помогая улучшить результаты. Часто особое внимание уделяется работе с нюансами сленга и региональных диалектов, которые были трудны для алгоритмов глубокого обучения.

Но, конечно же, вполне естественно, что люди задаются вопросом: а действительно ли моя умная звуковая колонка меня слушает? Являются ли мои разговоры приватными?

Компания Amazon.com отреагировала быстро, указав, что у нее строгие правила и требования. Но это вызывало еще большее беспокойство! По данным статьи агентства Bloomberg.com, рецензенты ИИ иногда слышали клипы, которые демонстрировали потенциально преступную деятельность, такую как сексуальное насилие. Но, очевидно, что политика компании Amazon предусматривала в таких случаях не вмешиваться.

По мере того как ИИ становится все более распространенным, у нас будет больше подобных историй и чаще всего не будет четких ответов. Кое-кто в конечном счете решит отказаться от покупки товаров ИИ. Но это, вероятно, будет небольшая группа людей. Вспомните, что даже с учетом массы проблем с конфиденциальностью в Facebook не наблюдается снижения роста числа пользователей.

Скорее всего, в проблемы ИИ начнут вмешиваться правительства. Группа конгрессменов выступила спонсором законопроекта под названием "Акт об алгоритмической подотчетности" (Algorithmic Accountability Act), цель которого заключается в том, чтобы обязать компании проводить аудит своих систем ИИ (он будет предназначен для более крупных компаний с доходами более 50 млн долларов и более 1 млн пользователей)². Данный закон в случае его принятия станет применяться Федеральной торговой комиссией.

¹ См. www.bloomberg.com/news/articles/2019-04-10/is-anyone-listening-to-you-on-alexa-a-global-team-reviews-audio.

² См. www.theverge.com/2019/4/10/18304960/congress-algorithmic-accountability-act-wyden-clarke-booker-bill-introduced-house-senate.

Существуют также законодательные инициативы со стороны штатов и городов. В 2019 году штат Нью-Йорк принял собственный закон, требующий большей прозрачности при использовании ИИ¹. Аналогичные усилия также предпринимаются в штатах Вашингтон, Иллинойс и Массачусетс.

При всей этой активности некоторые компании принимают проактивную позицию, например учреждая собственные комитеты по этике. Просто посмотрите на компанию Microsoft. Комитет по этике данной компании, получивший название Aether (AI and Ethics in Engineering and Research — ИИ и этика в инженерном деле и научных исследованиях), решил не разрешать использование своей системы распознавания лиц для перекрестков на дорогах штата Калифорния².

В то же время мы можем видеть активность, связанную с ИИ, с которой люди организуют протесты против использования некоторых приложений. И снова в центре всего этого оказалась компания Amazon.com с ее программно-информационной системой Rekognition, которая использует распознавание лиц, чтобы помочь правоохранительным органам идентифицировать подозреваемых. Американский союз защиты гражданских свобод (ACLU) высказал озабоченность в отношении точности этой системы, в особенности в отношении женщин и меньшинств. В одном из своих экспериментов было обнаружено, что система Rekognition идентифицировала 28 членов конгресса как имеющих ранее судимость!³ В свою очередь, компания Amazon.com оспорила их претензии.

Система Rekognition — лишь одно из многочисленных приложений ИИ в правоохранительных органах, которые вызывают споры. Возможно, наиболее заметным примером является система COMPAS (Correctional Officer Management Profiling for

¹ См. www.wsj.com/articles/our-software-is-biased-like-we-are-can-new-laws-change-that-1155313609?mod=hp_lead_pos8.

² См. www.geekwire.com/2019/policing-ai-task-industry-government-customers/.

³ См. www.businessinsider.com/ai-experts-call-on-amazon-not-to-sell-rekognition-software-to-police-2019-4.

Alternative Sanctions)¹, которая применяет аналитику для получения оценочной вероятности совершения преступления. Эта система часто используется для вынесения приговоров. Но главный вопрос заключается в следующем: может ли эта система нарушить конституционное право человека на надлежащую правовую процедуру, поскольку существует реальный риск того, что ИИ выдаст неправильный или дискриминационный результат? На самом деле, сегодня существует несколько хороших ответов. Но учитывая то значение, которое алгоритмы ИИ будут играть в нашей системе правосудия, похоже, что Верховный суд будет принимать новый закон.

Развитый искусственный интеллект

В главе 1 мы узнали о разнице между сильным и слабым ИИ. И по большей части мы находимся в фазе слабого ИИ, в которой технология используется для задач узкоспециализированных категорий.

Что касается сильного ИИ, то речь идет о конечной цели: способности машины соперничать с человеком. Сильный ИИ также называется развитым искусственным интеллектом (Artificial General Intelligence, AGI). Достижение этой фазы, по всей видимости, произойдет через много лет; возможно, мы не увидим этого до наступления следующего столетия или вообще никогда.

Но, разумеется, существует несколько блестящих исследователей, которые верят, что развитый искусственный интеллект в скором времени появится. Один из них — Рэй Курцвейл (Ray Kurzweil), изобретатель, футуролог, автор бестселлеров и директор по инженерии в компании Google. Что касается индустрии ИИ, то он оставил свой след в указанной индустрии, например

¹ Система COMPAS (аббревиатура от Correctional Officer Management Profiling for Alternative Sanctions) — это инструмент управления делами и поддержки принятия решений, разработанный и принадлежащий компании Northpointe (ныне Equivant), используемый судами США для оценки вероятности того, что обвиняемый станет рецидивистом. — *Прим. перев.*

благодаря своим инновациям в таких областях, как системы преобразования текста в речь.

Курцвейл полагал, что развитый искусственный интеллект — благодаря которому будет взломан тест Тьюринга — появится в 2019 году, а затем к 2045 году произойдет компьютерная сингулярность. Вот там-то у нас и наступит мир гибридных людей: частично людей, частично машин.

Похоже на сумасшествие? Может быть. Но у Курцвейла действительно много громких последователей.

Вот только для того, чтобы добраться до развитого искусственного интеллекта, нужно проделать большую и тяжелую работу. Даже при тех огромных успехах с глубоким обучением оно по-прежнему обычно требует крупных объемов данных и значительной вычислительной мощности.

Развитый искусственный интеллект, напротив, будет нуждаться в новых подходах, таких как возможность использовать неконтролируемое самообучение. Трансферное самообучение, вероятно, также станет иметь решающее значение. Например, как мы уже говорили ранее в этой книге, ИИ смог реализовать сверхчеловеческие возможности в таких играх, как го. Но трансферное самообучение будет означать, что эта система сможет использовать эти знания для игры в другие игры или для усвоения других областей.

В дополнение к этому развитый искусственный интеллект должен обладать способностью к здравому смыслу, абстракции, любознательности и поиску причинно-следственных связей, а не просто корреляций. Добиться таких способностей оказалось чрезвычайно трудно с помощью компьютеров. Во всяком случае, должны быть осуществлены инновационные прорывы в аппаратных средствах и чиповых технологиях. Так считает Янн ЛеКун, один из ведущих мировых исследователей ИИ и главный специалист по искусственному интеллекту в компании Facebook¹. Он также считает, что в области источников энергии — батарей и других — должен произойти кардинальный прогресс.

¹ См. <http://fortune.com/2019/02/18/facebook-yann-lecun-lawnmowers-deep-learning/>.

Решающее значение будет иметь и еще одна вещь: больше многообразия в области ИИ. Согласно отчету научно-исследовательского института AI Now Institute, около 80% профессоров в области ИИ являются мужчинами, а среди сотрудников компаний Facebook и Google, занимающихся исследованиями ИИ, женщины составляют соответственно 15 и 10%¹.

Эта однобокость означает, что научные исследования могут быть сильнее подвержены систематическому смещению. Более того, за счет такого гендерного перекоса будет утрачена выгода от более широких взглядов и прозрений.

Общественное благо

Консалтинговая фирма McKinsey & Co. подготовила обширное научное исследование под названием "Применение искусственного интеллекта для общественного блага"². Оно показывает, как ИИ используется для решения таких проблем, как бедность, стихийные бедствия и улучшение образования. В данном исследовании содержится около 160 примеров использования. И вот некоторые из них:

- анализ социально-медийных платформ поможет отслеживать вспышки заболеваний;
- некоммерческая организация под названием Rainforest Connection использует платформу TensorFlow для создания моделей ИИ — на основе аудиоданных — для обнаружения незаконных лесозаготовок;
- исследователи построили нейронную сеть, которая тренируется на видео браконьеров в Африке. Использующий эту нейросеть беспилотник летает над районами с целью обнаружения нарушителей, например, с помощью тепловизионных инфракрасных снимков;

¹ См. www.theverge.com/2019/4/16/18410501/artificial-intelligence-ai-diversity-report-facial-recognition.

² См. www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/applying-artificial-intelligence-for-social-good.

- ИИ используется для анализа данных по 55 893 участкам в городе Флинт, шт. Мичиган, США, с целью отыскания подтверждающих данных об отравлении свинцом. Система опирается в основном на байесову модель, которая позволяет делать более сложные предсказания о токсичности. Это означает, что медицинские работники смогут быстрее принимать меры, если в городе возникнут какие-либо проблемы, потенциально спасая жизни людей.

Вывод

Думается, что тема общественного блага является хорошим местом для того, чтобы закончить эту книгу. Несмотря на весь потенциал причинения вреда и неблагоприятных последствий, искусственный интеллект действительно обещает быть трансформирующей силой для всего мира. И хорошая новость заключается в том, что есть много людей, которые сосредоточены на том, чтобы сделать это реальностью. Речь идет не о том, чтобы заработать огромные деньги или прославиться. Цель состоит в том, чтобы изменить мир к лучшему.

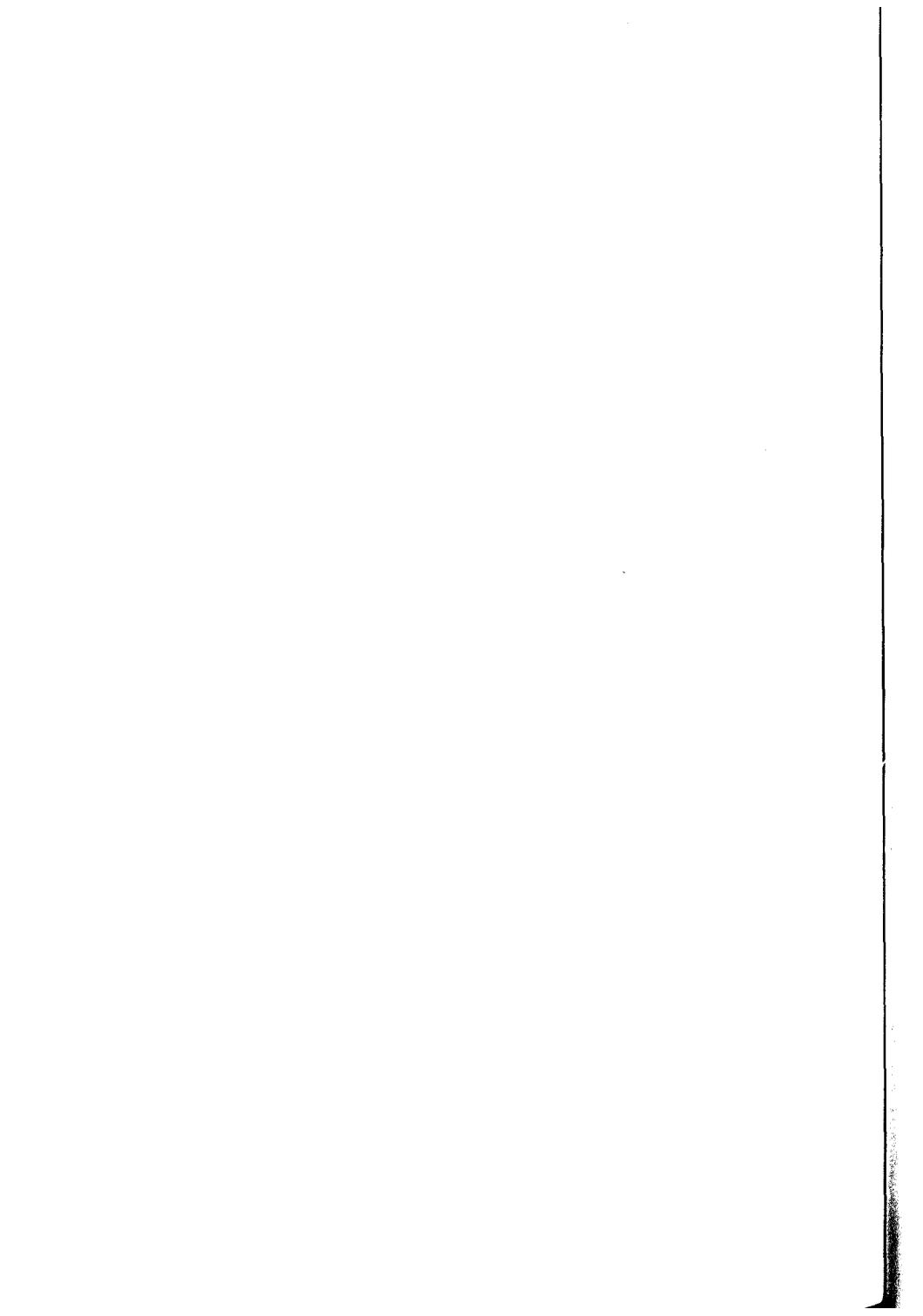
Ключевые моменты

- Автономные автомобили далеко не новы. Но переломный момент для развития этой технологии наступил в 2004 году с учреждением конкурса, который спонсировался агентством DARPA.
- Ключевые компоненты автономного автомобиля включают в себя видеокамеры, лидары (лазеры, которые помогают обрабатывать окружающую среду) и датчики (например, для обнаружения других транспортных средств и препятствий, таких как бордюры).
- С точки зрения определения того, что считать автономным, существует пять уровней автономности. Пятый уровень предполагает, что транспортное средство является полностью автономным.

- Главными трудностями для автономных автомобилей являются инфраструктура (существующие автомагистрали не идеальны), регулирование, затраты и принятие их потребителями.
- Соединенные Штаты считаются мировым лидером в области ИИ. Но скоро все может измениться. Китай вкладывает значительные средства в ИИ и имеет такие важные преимущества, как огромный объем данных и большое число квалифицированных инженеров.
- Один из страхов относительно ИИ заключается в том, что он приведет к массовой безработице, будь то рабочие места "синих воротничков" или "белых воротничков". Следует признать, что указанная технология уже повлияла на некоторые индустрии, такие как промышленное производство, но рынки сумели успешно адаптироваться. Но если ИИ является трансформирующей силой, это может привести к довольно большим нарушениям в его отлаженной работе. Вот почему, вероятно, возникнет необходимость в повышении квалификации и переподготовке кадров для новых профессий.
- Беспилотные летательные аппараты, или дроны, оказали значительное влияние на ведение боевых действий. С участием ИИ эта технология будет способна принимать решения на поле боя. Сейчас есть много людей, которые видят в этом большую проблему. Однако США, Россия и другие страны, по видимому, сосредоточены на разработке автономных вооружений.
- В том, что касается военных действий — по крайней мере, в ближайшей перспективе, — ИИ может дать непосредственный эффект от распространения ложной информации.
- Ожидается, что ИИ окажет большую помощь в процессе открытия новых лекарств. Уже сейчас мегафармацевтические операторы, такие как Gilead, изучают эту технологию. ИИ может не только обрабатывать огромные объемы данных, но и обнаруживать регуляриности, которые не заметны человеку.
- По мере того как ИИ становится все более распространенным, будут расти опасения по поводу приватности и прозрачности. Из-за этого в конгрессе, а также в городах и штатах были

предприняты шаги по введению соответствующих правил. Пока неясно, как будут развиваться события дальше, но, похоже, мы увидим больше ограничений. В то же время некоторые компании пытаются действовать проактивно, например учреждая комитеты по этике.

- Развитый искусственный интеллект, или AGI, подразумевает, что система обладает человеческим интеллектом. Впрочем, до этого нам, скорее всего, еще далеко. Причина заключается в том, что в ИИ должны появиться новые инновации, такие как неконтролируемое самообучение и создание нового аппаратного обеспечения.



Ресурсы по искусственному интеллекту

Публикации и блоги, посвященные искусственному интеллекту

- aitrends.com: www.aitrends.com/.
- The Berkeley Artificial Intelligence (BAIR): <https://bair.berkeley.edu/blog/>.
- KDnuggets: www.kdnuggets.com/news/index.html.
- Machine Learning Mastery: <https://machinelearningmastery.com/blog/>.
- MIT Technology Review: www.technologyreview.com/.
- ScienceDaily-AI Section: www.sciencedaily.com/news/computers_math/artificial_intelligence/.

Блоги компаний, посвященные искусственному интеллекту

- Baidu: <http://research.baidu.com/>.
- DeepMind: <https://deepmind.com/blog/>.
- Facebook: <https://research.fb.com/blog/>.

- Google: <https://ai.googleblog.com/>.
- Microsoft: www.microsoft.com/en-us/research/.
- NVIDIA: <https://blogs.nvidia.com/blog/category/deep-learning/>.
- OpenAI: <https://openai.com/blog/>.

Twitter-каналы Топовых исследователей искусственного интеллекта

- Фэй-Фэй Ли: <https://twitter.com/drfeifei>.
- Ян Гудфеллоу: https://twitter.com/goodfellow_ian.
- Демис Хассабис: <https://twitter.com/demishassabis>.
- Ян Лекун: <https://twitter.com/ylecun?>.
- Эндрю БН: <https://twitter.com/AndrewYNg>.

Инструменты и платформы с открытым исходным кодом

- Блокнот Jupyter: <https://jupyter.org/>.
- Keras: <https://keras.io/>.
- Язык Python: www.python.org/.
- PyTorch: <https://pytorch.org/>.
- TensorFlow: www.tensorflow.org/.

Онлайновые курсы

- Coursera: www.coursera.org/.
- Udacity: www.udacity.com/.
- Udemy: www.udemy.com/.

Глоссарий

ETL (Extraction, Transformation, and Load — извлечение, преобразование и загрузка) — форма интеграции данных, которая обычно используется в хранилище данных.

***k* ближайших соседей** (*k*-Nearest Neighbors, *k*-NN) — алгоритм машинного обучения, который классифицирует данные на основе сходства.

Python — компьютерный язык, ставший стандартом в разработке моделей ИИ.

PyTorch — платформа, разработанная компанией Facebook, которая позволяет строить многосложные модели ИИ.

***R*-квадрат** (*R*-squared) дает возможность оценивать точность регрессии. *R*-квадрат колеблется в интервале от 0 до 1. И чем ближе модель к 1, тем выше ее точность.

TensorFlow — платформа с открытым исходным кодом, поддерживаемая компанией Google, которая позволяет создавать многосложные модели ИИ.

* * *

Автоматизированное машинное обучение (automated machine learning, AutoML) — цифровой инструмент или платформа, которая позволяет новичкам создавать собственные модели ИИ.

Активационная функция (activation function) используется в моделях глубокого обучения для расчета нелинейных связей.

Актуаторы (actuators) — электромеханические устройства, такие как двигатели. Они помогают роботу передвигаться.

Ансамблевое моделирование (ensemble modelling) предполагает использование более чем одной модели для генерирования предсказаний.

Блокнот Jupyter — веб-приложение, которое позволяет легко программировать на языках Python и R для создания визуализаций и импорта систем ИИ.

Большие данные (big data) — категория технологий, которая включает в себя обработку огромных объемов данных. Большие данные часто описываются как обладающие тремя V, т. е. огромным объемом (volume), разнообразием структур и источников (variety) и большой скоростью обработки (velocity).

Виртуальный помощник (virtual assistant) — устройство ИИ, которое помогает человеку в его повседневной деятельности.

Выделение основ слов, или **стемминг** (stemming), описывает процедуру сокращения слова до его корня (основы или леммы), например, путем удаления аффиксов и суффиксов.

Выработка признаков, или **инженерия признаков** (Feature Engineering). См. Извлечение признаков.

Генеративная состязательная сеть (generative adversarial network, GAN) — разработанная исследователем ИИ Иэном Гудфеллоу, данная модель глубокого обучения принадлежит следующему поколению моделей. Она помогает создавать новые выходные данные, такие как аудио, текст или видео.

Гиперпараметры (hyperparameters) — признаки модели, которые не могут быть усвоены непосредственно в процессе тренировки.

Глубокое обучение (deep learning) — вид ИИ, использующий нейронные сети, которые имитируют процессы головного мозга. Большая часть инноваций в этой области в течение последнего десятилетия была связана с исследованиями в области глубокого обучения.

Графические процессоры (graphics processing units, GPU) — чипы, которые первоначально использовались для высокоскоростных видеоигр из-за способности быстро обрабатывать крупные объемы данных. Но графические процессоры также доказали свою компетентность в работе с приложениями ИИ.

Датчик (sensor). Типичный датчик — это камера или лидар, который использует лазерный сканер для создания 3D-снимков.

Дерево решений (decision tree) — алгоритм машинного обучения, представляющий собой рабочий процесс путей принятия решений.

Дипфейк, или **глубокий фейк** (deepfake), подразумевает использование моделей глубокого обучения для создания снимков или видео, которые вводят в заблуждение или наносят вред.

Зима ИИ (AI winter) — длительный период времени, например в 1970-х и 1980-х годах, когда индустрия ИИ испытывала сильное давление, например, из-за сокращения финансирования.

Извлечение признаков (feature extraction) описывает процесс отбора переменных для модели ИИ.

ИИ (AI). См. Искусственный интеллект.

Искусственная нейронная сеть (artificial neural network, ANN) — самая базовая структура для модели глубокого обучения. ANN-сеть включает в себя несколько скрытых слоев, которые обрабатывают данные с помощью изошренных алгоритмов.

Искусственный интеллект (artificial intelligence) — область научных исследований и индустрия, где компьютеры могут учиться на опыте, который часто предусматривает обработку данных с использованием изошренных алгоритмов. Искусственный интеллект представляет собой широкую категорию, включающую в себя подмножества, такие как машинное обучение, глубокое обучение и обработка естественного языка (ЕЯ).

Истинное утверждение, или **истинноположительный результат** (true positive) — утверждение, когда модель делает правильное предсказание.

Категориальные данные (categorical data) — данные, которые не имеют числового смысла, обладая вместо этого текстовым смыслом, скажем, с описанием расы или пола.

Кластеризация (clustering) — форма неконтролируемого самообучения, которая берет непомеченные данные и использует алгоритмы для размещения похожих элементов в группы.

Кластеризация на основе k средних (k -means clustering) — алгоритм, доказавший свою эффективность при группировании аналогичных непомеченных данных.

Робот (cobot) — робот, который работает совместно с людьми.

Когнитивная роботизированная автоматизация процессов (КРАП — cognitive robotic process automation, CRPA) — система РАП, которая использует технологии ИИ.

Комитет по этике (ethics board) — комитет, который оценивает проблемы, связанные с проектами в области ИИ.

Контролируемое самообучение (supervised learning) — модель ИИ, использующая помеченные данные. Этот подход является самым распространенным.

Кора головного мозга (cerebral cortex) — часть человеческого мозга, которая имеет наибольшее сходство с ИИ. В ее функции входит мыслительная и другая познавательная деятельность.

Корреляция Пирсона (Pearson correlation) показывает силу корреляции, в интервале от -1 до 1 . Чем корреляция ближе к 1 , тем она точнее.

Лексемизация, или токенизация (tokenization), в процессе обработки ЕЯ обозначает процедуру, когда текст разбирается и сегментируется на разные части.

Лемматизация (lemmatization) — процедура в обработке ЕЯ, которая удаляет аффиксы или префиксы, чтобы сосредоточиться на отыскании похожих канонических слов.

Лидар (детекция освещенности и дальности; light detection and ranging) — устройство, обычно находящееся в верхней части автономного автомобиля и стреляющее лазерными лучами с целью измерения окружающей среды.

Линейная регрессия (linear regression) показывает связь между теми или иными переменными, помогая системам машинного обучения делать предсказания.

Ложное утверждение, или ложноположительный результат (false Positive), — утверждение, при котором модельное предска-

зание говорит о том, что результат является истинным, даже если это не так.

Машинное обучение (machine learning) — обучение, при котором компьютер может учиться и совершенствоваться путем обработки данных без необходимости явного программирования. Машинное обучение — это подмножество ИИ.

Метаданные (metadata) — данные о данных, т. е. описания. Например, музыкальный файл может иметь такие метаданные, как размер, время звучания, дата выгрузки на сервер, комментарии, жанр, исполнитель и т. д.

Наивный байесов классификатор (naive Bayes classifier) — метод машинного обучения, который использует теорему Байеса для предсказания, при этом переменные не зависят друг от друга.

Нейронная сеть (neural network) — изоциренная модель ИИ, имитирующая работу головного мозга. Нейронная сеть имеет разные слои, пытающиеся отыскать уникальные регуляриности. Такая сеть содержит многочисленные слои анализа.

Нейронная сеть прямого распространения (feed-forward neural network) — модель глубокого обучения, которая обрабатывает данные в линейном направлении с прохождением через скрытые слои. Прохождение в обратном направлении отсутствует.

Неконтролируемое самообучение (unsupervised learning) предусматривает модель ИИ, которая использует непоимеченные данные. Как правило, это означает, что для обнаружения регуляриностей требуются системы глубокого обучения.

Несопровождаемая роботизированная автоматизация процессов (unattended robotic process automation) — система РАП, которая является полностью автономной, при этом робот работает в фоновом режиме.

Неструктурированные данные (unstructured data) — данные, которые не имеют предопределенного форматирования, такие как фото-, видео- и аудиофайлы.

Нормальное распределение (normal distribution) — график данных, выглядящий как колокол, в котором срединная точка является средним значением.

Обработка естественного языка (natural language processing, NLP) — подмножество ИИ, которое занимается тем, как компьютеры понимают язык и манипулируют им.

Обратное распространение (backpropagation) — крупный инновационный прорыв в глубоком обучении. Обратное распространение позволяет эффективнее распределять веса в моделях.

Объяснимость (explainability) — процесс понимания глубинных причин модели глубокого обучения.

Озеро данных (data lake) позволяет хранить и обрабатывать огромные объемы структурированных и неструктурированных данных. Часто практически отсутствует необходимость в переформатировании данных.

Операционная система для роботов (robot operating system, ROS) — система промежуточного уровня с открытым исходным кодом, которая управляет критическими частями робота.

Переподгонка (overfitting) — состояние, при котором модель не является точной, потому что данные не отражают того, что тестируется, или акцент делается на неправильных признаках.

Платформа Hadoop позволяет управлять большими данными, например создавая сложные хранилища данных.

Подкрепляемое самообучение (reinforcement learning) — подход к строительству модели ИИ, в которой система вознаграждается за правильные предсказания и наказывается за неправильные.

Порядковые данные (ordinal data) — смесь числовых и категориальных данных, таких как рейтинг продукта в Amazon.com.

Предсказательная аналитика (predictive analytics) предусматривает использование данных для составления прогнозов.

Признак (feature) — столбец данных.

Проблема исчезающего градиента (vanishing gradient problem) объясняет, как снижается точность по мере увеличения модели глубокого обучения.

Разбиение на корзины (binning) подразумевает организацию данных в группы.

Разговорный робот, или чат-бот (chatbot), — система ИИ, которая общается с людьми.

Распознавание именованных сущностей (named entity recognition) — в процессе обработки ЕЯ эта процедура предусматривает выявление слов, представляющих географические места, людей и организации.

Рекуррентная нейронная сеть (recurrent neural network, RNN) — модель глубокого обучения, которая обрабатывает входы, предшествующие во времени. Обычный случай использования: человек вводит символы в приложении обмена сообщениями, и одновременно с этим ИИ предсказывает следующее слово.

Реляционная база данных, или реляционная СУБД (relational database), — база данных, корни которой уходят в 1970-е годы, она создает связи между таблицами данных и имеет язык сценариев, именуемый SQL.

Роботизированная автоматизация процессов (РАП — robotic process automation, RPA) — категория программно-информационного обеспечения, которое автоматизирует рутинные и повседневные задачи внутри организации. Такие программы часто являются начальным способом внедрения ИИ.

Роботизированная автоматизация рабочего стола (robotic desktop automation, RDA) — система РАП, которая работает совместно с сотрудником для выполнения задачи или всей работы.

Сверточная нейронная сеть (convolutional neural network, CNN) — модель глубокого обучения, которая проходит через разные вариации — или свертки — анализа данных. CNN-сети часто используются для сложных применений, таких как распознавание лиц.

Сентиментный анализ, или анализ настроений (sentiment analysis), — анализ, при котором извлекаются скрытые данные из социальных сетей и отыскиваются тренды.

Сигмоида (sigmoid) — часто встречающаяся активационная функция для модели глубокого обучения. Она имеет значение, которое колеблется в интервале от 0 до 1. Кроме того, чем она ближе к 1, тем выше точность.

Сильный ИИ (strong AI) — истинный ИИ, в котором машина способна участвовать в человеческой деятельности, такой как открытые дискуссии.

Система NoSQL (NoSQL system) — база данных следующего поколения. Информация основывается на документной модели, что позволяет обеспечивать большую гибкость во время анализа, а также обрабатывать структурированные и неструктурированные данные.

Скрытая марковская модель (hidden Markov model, HMM) — алгоритм, который используется для расшифровки произносимых слов.

Скрытые слои (hidden layers) — разные уровни анализа в модели глубокого обучения.

Слабый ИИ (weak AI) — искусственный интеллект, который используется в качестве конкретного варианта, например как в случае с Siri от компании Apple.

Стандартное отклонение (standard deviation) — статистическая характеристика, которая измеряет среднее расстояние от среднего значения и дает представление о вариации в данных.

Структурированные данные (structured data) — данные, которые обычно хранятся в реляционной базе данных или электронной таблице, поскольку информация находится в предварительно отформатированной структуре (например, номера социального страхования, адреса и информация о точках продаж).

Тематическое моделирование (topic modelling) — процедура, которая в процессе обработки ЕЯ предусматривает отыскание регулярностей и кластеров, скрытых в тексте.

Теорема Байеса (Bayes' theorem) — статистическая мера, используемая в машинном обучении, которая помогает обеспечивать более точное представление о вероятностях.

Тест Тьюринга (Turing test) — способ, созданный Аланом Тьюрингом и служащий для определения, достигла ли система уровня истинного ИИ. В данном тесте участвует человек, который задает вопросы двум участникам, при этом один из них является человеком, а другой — компьютером. Если не понятно, кто из них

является человеком, то это означает, что тест Тьюринга был пройден.

Тестовые данные (test data) — данные, по которым оценивается точность модели.

Тип данных (data type) — вид информации, которую переменная представляет, например булево значение, целое число, строка символов или число с плавающей запятой.

Тренировочные данные (training data) — данные, которые используются для создания модели ИИ.

Три закона робототехники (three laws of robotics) — законы, которые, основываясь на научно-фантастических трудах Айзека Азимова, обеспечивают базовый каркас для того, как роботы должны взаимодействовать с обществом.

Усталость от автоматизации (automation fatigue). При использовании роботизированной автоматизацией процессов (РПА), как правило, происходит все меньше улучшений по мере того, как все больше задач автоматизируется.

Фонемы (Phonemes) — элементарные единицы звука в языке.

Частеречная разметка (tagging parts of speech, POS). В процессе обработки ЕЯ она предусматривает сканирование текста и отнесение каждого слова к его правильной грамматической форме, скажем существительным, глаголам, наречиям и т. д.

Экземпляр, или образец (instance), — строка данных.

Экспертная система (expert system) — ранний тип приложения ИИ, появившийся в 1980-х годах. Он использовал многосложные логические системы для оказания помощи в понимании некоторых предметных областей, таких как медицина, финансы и производство.

Предметный указатель

A

Adobe 225, 226
Alibaba 138
Amazon 138, 184
Amazon.com 59, 207, 211, 218, 227,
262, 263
Apple 19, 184
Automation Anywhere 157

B

Blue Prism 157

C

Celonis 157
Cobalt Robotics 209

F

Facebook 19, 46, 49, 58, 64, 67, 70,
74, 94, 95, 131, 138, 143, 184, 223,
268

G

Google 23, 26, 27, 44, 46, 52, 57, 59,
64, 137, 147, 176, 180, 184, 187, 193,
206, 208, 218, 221, 225, 227, 230,
236, 238, 240, 252, 262, 267, 268

H

Hadoop, платформа 58

I

IBM 31, 33, 41, 55, 56, 69, 80, 147,
160, 171, 175, 232, 263
ImageNet, база данных 94
Instagram 49
Intel 138

J

Jupyter, блокнот 239

K

k ближайших соседей (k-NN) 103,
116
Keras, платформа 239

L

LISP, язык 32, 38, 42

M

Microsoft 19, 46, 147, 217, 225
MIT 206

N

Netflix 220

NoSQL, технология баз данных 51,
58, 75**O**

OpenAI 206

Oracle 53, 56, 69

Osaro 205

P

Python, язык 234–236

PyTorch, платформа 238

R

R-квадрат 105, 116

SSalesforce.com, облачная система
50

SpaceX 208

Spark, платформа 58
Stitch Fix 77, 79**T**TensorFlow, платформа 236–242
Tesla 138, 155, 203, 216
Twitter 49**U**

UiPath 147, 148, 152, 157

W

Waymo 254

Y

Yahoo! 193

YouTube 49

Z

Zoho 225

AАвтоматизация процессов
роботизированная (RPA) 147–163

♦ когнитивная (CRPA) 159, 163

Автоматизация роботизированная
рабочего стола (RDA) 150, 162

Автомобиль автономный 249–255

Азимов Айзек 202, 214, 222

Актуатор 200

Анализ сентиментный (анализ
настроений) 96, 101, 225**Б**

База данных реляционная 50, 55, 59

Байт 49

Безработица технологическая
256–259

Бенгио Йошуа 97

Бит 49

ВВидеораспознавание 72
Винер Норберт 29

Возвратность инвестиций 21, 151, 158, 162, 220
 Выделение основ слов 171, 172, 195

Г

Гиперпараметр 92

Д

Данные:

- ◇ большие 52–55
 - ◇ временной ряд 51
 - ◇ неструктурированные 59, 66, 74, 75
 - ◇ полуструктурированные 66, 74
 - ◇ структурированные 59, 66, 74
 - ◇ тестовые 92
 - ◇ тренировочные 91, 92, 115
- Датчик 17, 64, 69, 87, 199
 Дерево решений 106, 116
 Диагностика медицинская 101
 Дипфейк (глубокий фейк) 132
 Доход базовый 259

З

Зима искусственного интеллекта 38–40

И

- Извлечение признаков 86–87
 Изыскание новых лекарств 261
 Искусственный интеллект:
- ◇ глубокий 37, 45
 - ◇ зима 38–40
 - ◇ машинное обучение 35, 40, 45
 - ◇ милитаризация 259
 - ◇ обработка естественного языка 34
 - ◇ развитый 271
 - ◇ сильный 27, 39, 46

- ◇ слабый 27, 40, 46, 266
- ◇ экспертные системы 34, 40–42

К

- Кибербезопасность 215
 Кибернетика 29
 Китай 255
 Классификатор байесовский наивный 99
 Кластеризация 95, 96, 99
 ◇ на основе k средних 100, 109–113
 Кобот 207, 208, 219
 Кодировка с одним активным состоянием 68
 Комитет по этике 227
 Коммерция голосовая 183–185
 Компьютер квантовый 138
 Конкурс агентства DARPA 250
 Корреляция 85
 ◇ Пирсона 85, 115

Л

- Лейк Катрина 77
 Лексемизация (токенизация) 169–171
 Лекун Янн 43
 Лемматизация 172, 173
 Ли Кай-Фу 255
 Ли Фей-Фей 117
 Лидар 250
 Локализации и ориентирование на местности одновременное (SLAM) 205

М

- Маккарти Джон 24, 30, 32, 39
 Маркус Гэри 141
 Маск Илон 138, 155, 203, 247
 Мински Марвин 24, 30, 34, 35, 37

Моделирование:

- ◇ ансамблевое 107–109, 116

- ◇ тематическое 174

Модель марковская скрытая (HMM) 176

Мозг человеческий 121

О

Обеспечение аппаратное 137

Обнаружение спама 100

Обработка естественного языка (NLP) 160, 177–183

Обучение:

- ◇ глубокое 117–146, 121

- ◇ машинное 77–116

- автоматизированное (autoML) 240

Озеро данных 59

Отклонение стандартное 82, 115

П

Пейперт Сеймур 37

Переподгонка 128, 145

Помощник виртуальный 185–188

Правило двух пицц 232

Предсказание погоды 101

Проблема исчезающего градиента 127

Проклятие размерности 72

Процессор тензорный 138

Процесс глубинного анализа данных межотраслевой стандартный (CRISP-DM) 61, 62, 75

Р

Разметка частеречная (POS) 173

Размещение латентное Дирихле (LDA) 174

РАП-автоматизация

несопровождаемая 150, 162

Распознавание:

- ◇ голоса 175–177

- ◇ документов 44

- ◇ именованных сущностей 174

- ◇ регулярностей 43

Распределение нормальное 82–83

Распространение обратное

124–126, 146

Регрессия линейная 104–106, 116

Регулярность (закономерность, шаблон) 35, 43, 86, 90, 91, 95, 96, 99, 101, 112, 119, 120, 262

Рекомендация умная 225

Робот 197–222

- ◇ гуманоидный 212

- ◇ коммерческий 202–208

- ◇ потребительский 212

- ◇ промышленный 202–208

- ◇ разговорный (чат-бот) 34, 89, 160, 165, 188–192, 229

- ◇ социальный 214

Розенблатт Фрэнк 36

С

Самообучение:

- ◇ контролируемое 93–95, 99

- ◇ неконтролируемое 93–97, 99

- ◇ подкрепляемое 98

- ◇ полуконтролируемое 98

Сегментация клиентов 101

Сенсор *См. Датчик*

Серл Джон 26, 27

Сеть:

- ◇ нейронная 122

- динамическая сверточная (DCNN) 175

- искусственная (ANN) 122–126

- рекуррентная (RNN) 127–128

- с временной задержкой (TDNN) 175

- сверточная (CNN) 128, 129

Сеть (*прод.*):

- ◇ состязательная генеративная (GAN-сеть) 130–132
- ◇ прямого распространения 122, 146, 176

Сигмоида 123, 146

Сингулярность 267

Система операционная для роботов (ROS) 216

Система управления

 бизнес-процессами (ERP) 50, 150

Система экспертная 40–42

Сон Масаеси 247

Сэмюэл Артур Л. 80

Т

Теорема Байеса 83–84, 92

Тест Тьюринга 24, 25, 46, 267

Три закона робототехники 214

Тьюринг Алан 20, 24, 28

У

Управление:

- ◇ взаимоотношениями с клиентами (CRM) 21, 50, 150, 177, 225
- ◇ исключительными ситуациями 150

Усталость от автоматизации 158

Ф

Фонема 175

Функция активационная 124, 146

Х

Хинтон Джеффри 24, 42, 44, 97

Хокинг Стивен 247

Ч

Чип искусственного интеллекта

138, 200

Ы

Ын Эндрю 120

Э

Эллисон Ларри 56

Энгельбергер Джозеф 202