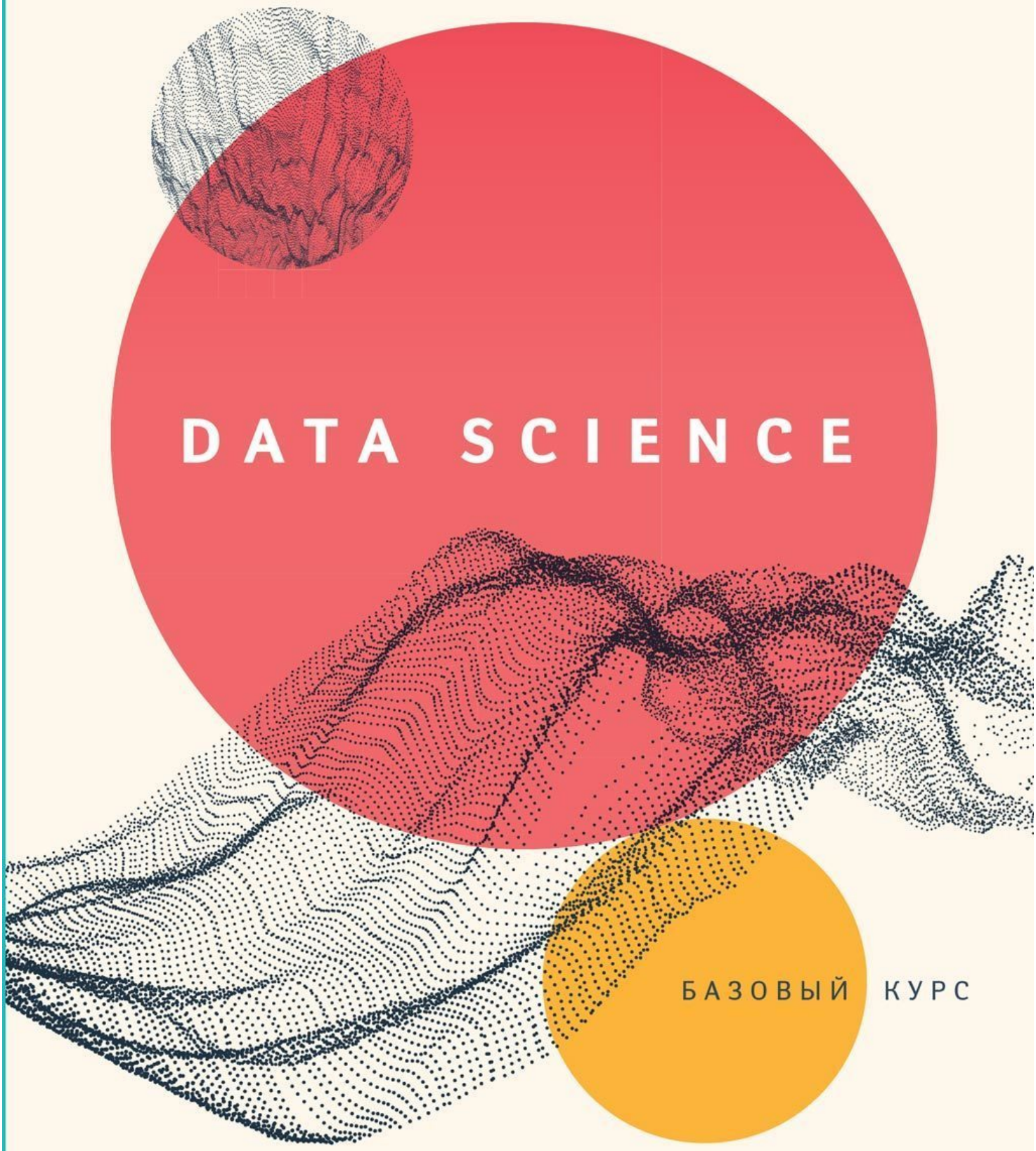
ДЖОН КЕЛЛЕХЕР БРЕНДАН ТИРНИ

Наука о данных



БАЗОВЫЙ КУРС

альпина паблишер | бизнес

Брендан Тирни

Наука о данных

«Альпина Диджитал»

2018

Тирни Б.

Наука о данных / Б. Тирни — «Альпина Диджитал», 2018

Сегодня наука о данных используется практически во всех сферах: вы видите подобранные специально для вас рекламные объявления, рекомендованные на основе ваших предпочтений фильмы и книги, ссылки на предполагаемых друзей в соцсетях, отфильтрованные письма в папке со спамом. Книга знакомит с основами науки о данных. В ней охватываются все ключевые аспекты, начиная с истории развития сбора и анализа данных и заканчивая этическими проблемами, связанными с конфиденциальностью информации. Авторы объясняют, как работают нейронные сети и машинное обучение, приводят примеры анализа бизнес-проблем и того, как их можно решить, рассказывают о сферах, на которые наука о данных окажет наибольшее влияние в будущем. «Наука о данных» уже переведена на японский, корейский и китайский языки.

Содержание

Джон Келлехер, Брендан Тирни
Наука о данных: Базовый курс

Переводчик *Михаил Белоголовский*
Научный редактор *Заур Мамедьяров*
Главный редактор *С. Турко*
Руководитель проекта *А. Василенко*
Корректоры *Е. Аксенова, Т. Редькина*
Компьютерная верстка *А. Абрамов*
Художественное оформление и макет *Ю. Буга*
Иллюстрация на обложке *shutterstock.com*
Права на публикацию на русском языке получены при содействии Агентства Александра Корженевского (Москва).

* * *

Предисловие

Цель науки о данных – улучшить процесс принятия решений, основывая их на более глубоком понимании ситуации с помощью анализа больших наборов данных. Как область деятельности наука о данных включает в себя ряд принципов, методов постановки задач, алгоритмов и процессов для выявления скрытых полезных закономерностей в больших наборах данных. Она тесно связана с глубинным анализом данных и машинным обучением, но имеет более широкий охват. Сегодня наука о данных управляет принятием решений практически во всех сферах современного общества. В повседневной жизни вы ощущаете на себе воздействие науки о данных, когда видите отобранные специально для вас рекламные объявления, рекомендованные фильмы и книги, ссылки на предполагаемых друзей, отфильтрованные письма в папке со спамом, персональные предложения от мобильных операторов и страховых компаний. Она влияет на порядок переключения и длительность сигналов светофоров в вашем районе, на то, как были созданы новые лекарства, продающиеся в аптеке, и то, как полиция вычисляет, где может потребоваться ее присутствие.

Рост использования науки о данных в обществе обусловлен появлением больших данных и социальных сетей, увеличением вычислительной мощности, уменьшением размеров носителей компьютерной памяти и разработкой более эффективных методов анализа и моделирования данных, таких как глубокое обучение. Вместе эти факторы означают, что сейчас процесс сбора, хранения и обработки данных стал как никогда ранее доступен для организаций. В то же время эти технические новшества и растущее применение науки о данных означают, что этические проблемы, связанные с использованием данных и личной конфиденциальностью, тоже вышли на первый план. Цель этой книги – познакомить с наукой о данных на уровне ее основных элементов и с той степенью погружения, которая обеспечит принципиальное понимание вопроса.

Глава 1 очерчивает область науки о данных и дает краткую историю ее становления и эволюции. В ней мы также рассмотрим, почему наука о данных стала такой востребованной сегодня, и перечислим факторы, стимулирующие ее внедрение. В конце главы мы развенчаем несколько мифов, связанных с темой книги. Глава 2 вводит фундаментальные понятия, относящиеся к данным. В ней также описаны стандартные этапы проекта: понимание бизнес-целей, начальное изучение данных, подготовка данных, моделирование, оценка и внедрение. Глава 3 посвящена инфраструктуре данных и проблемам, связанным с большими данными и их интеграцией из нескольких источников. Одна из таких типичных проблем заключается в том, что данные в базах и хранилищах находятся на одних серверах, а анализируются на других. Поэтому колоссальное время тратится на перемещение больших наборов данных между этими серверами. Глава 3 начинается с описания типичной инфраструктуры науки о данных для организации и некоторых свежих решений проблемы перемещения больших наборов данных, а именно: метода машинного обучения в базе данных, использования Hadoop для хранения и обработки данных, а также разработки гибридных систем, в которых органично сочетаются традиционное программное обеспечение баз данных и решения, подобные Hadoop. Глава завершается описанием проблем, связанных с интеграцией данных в единое представление для последующего машинного обучения. Глава 4 знакомит читателя с машинным обучением и объясняет некоторые из наиболее популярных алгоритмов и моделей, включая нейронные сети, глубокое обучение и деревья решений. В главе 5 основное внимание уделяется использованию опыта в области машинного обучения для решения реальных задач, приводятся примеры анализа стандартных бизнес-проблем и того, как они могут быть решены с помощью машинного обучения. В главе 6 рассматриваются этические вопросы науки о данных, последние разработки в области регулирования и некоторые из новых вычислительных методов защиты кон-

фиденциальности в процессе обработки данных. Наконец, в главе 7 описаны сферы, на которые наука о данных окажет наибольшее влияние в ближайшем будущем, изложены принципы, позволяющие определить, будет ли данный конкретный проект успешным.

Благодарности

Джон хотел бы поблагодарить свою семью и друзей за их содействие и поддержку в процессе подготовки этой книги и посвящает ее своему отцу Джону Бернарду Келлехеру в знак признания его любви и дружбы.

Брендан хотел бы поблагодарить Грейс, Дэниела и Элеонору за их постоянную поддержку при написании всех его книг (эта уже четвертая), что позволило совмещать работу и путешествия.

Глава 1
Что такое наука о данных?

Наука о данных включает в себя набор принципов, методов постановки задач, алгоритмов и процессов для выявления скрытых полезных закономерностей в больших данных. Многие элементы этой науки были разработаны в смежных областях, таких как машинное обучение и глубинный анализ данных. Фактически термины «наука о данных», «машинное обучение» и «глубинный анализ данных» часто используются взаимозаменяемо. Эти дисциплины объединяет то, что все они направлены на улучшение процесса принятия решений посредством анализа данных. Однако, хотя наука о данных заимствует методы перечисленных областей, она имеет более широкий охват. Машинное обучение фокусируется на разработке и оценке алгоритмов выявления закономерностей в данных. Глубинный анализ данных, как правило, предполагает анализ структурированных данных и часто подразумевает акцент на коммерческих приложениях. Наука о данных учитывает и то и другое, при этом охватывает и другие проблемы: очистку и преобразование неструктурированных веб-данных и информации из социальных сетей, хранение и обработку больших неструктурированных наборов данных и вопросы, связанные с этикой и регулированием.

Используя науку о данных, мы можем выявлять различные типы закономерностей. Например, нам понадобилось выявить закономерности, которые помогут идентифицировать группы клиентов, демонстрирующих сходное поведение и вкусы. На языке бизнеса эта задача известна как *сегментация клиентов*, а в терминологии науки о данных выявление такого типа закономерностей называется *кластеризацией*. Или, допустим, нам потребовалось выявить закономерность, которая обнаруживает продукты, которые часто покупают вместе. Опять же, в терминах науки о данных выявление такого типа закономерностей называется *поиском ассоциативных правил*. Или же нам нужны закономерности, которые выявляют странные или подозрительные события, например мошенничество со страховкой. Идентификация таких типов закономерностей известна как *обнаружение аномалий или выбросов*. Наконец, мы можем выявлять закономерности, которые помогают классифицировать что угодно. Например, закономерность классификации, выявленная в наборе данных электронной почты, могла бы выглядеть следующим образом: *если письмо содержит фразу «легкий заработок» – это, скорее всего, спам*. Поиск подобных правил классификации называется *прогнозированием*. Выбор слова «прогнозирование» может показаться странным, потому что правило не предсказывает, что произойдет в будущем: электронное письмо уже либо является, либо не является спамом. Поэтому правильнее говорить о закономерностях прогнозирования как о прогнозировании недостающего значения атрибута, а не о предсказании будущего. В этом примере мы прогнозируем, должен ли атрибут классификации электронной почты иметь значение «Спам» или нет.

Хотя науку о данных можно использовать для выявления различных типов закономерностей, мы всегда хотим, чтобы они были нетривиальными и полезными. Приведенный выше пример с электронной почтой настолько прост и очевиден, что, если бы это было единственное правило, извлеченное в процессе обработки данных, нас ждало бы разочарование. Этим правилом проверяется только один атрибут электронного письма: содержит ли оно фразу *«легкий заработок»*. Если человек может с такой же легкостью создать шаблон, то, как правило, не стоит тратить время и усилия на использование науки о данных для «обнаружения» закономерности. Как правило, наука о данных становится полезной, когда у нас есть большое количество примеров и когда выявляемые закономерности слишком сложны, чтобы человек мог обнаружить их самостоятельно. В качестве нижней границы мы можем взять такое число примеров, обработка которых становится слишком трудоемкой для человека. Что касается слож-

ности закономерностей, мы тоже можем определить ее относительно человеческих возможностей. Люди неплохо справляются с распознаванием правил, которые связывают один, два или даже три атрибута, но, когда их становится больше трех, мы начинаем перегорать. Наука о данных, напротив, применяется как раз тогда, когда мы хотим найти закономерности среди 10, 100, 1000 или даже миллиона атрибутов.

Если человек может
с такой же легкостью
создать шаблон,
то, как правило,
не стоит тратить
время и усилия
на использование
науки о данных
для «обнаружения»
закономерности.

Закономерности, которые мы выявляем с помощью науки о данных, полезны только в том случае, если они ведут к прозрению, позволяющему что-то сделать для решения проблемы. То, ради чего мы выявляем закономерность, иногда называют *«действенные прозрения»*. Слово

«прозрение» подчеркивает, что закономерность должна дать нам важную информацию о проблеме, которая до этого была скрыта. Слово *«действенный»* говорит о том, что это прозрение должно быть применимо. Например, мы работаем в компании мобильной связи, которая пытается решить проблему *оттока* клиентов (когда слишком много клиентов переключаются на другие компании). Один из способов, каким наука о данных может помочь в решении этой проблемы, – использование данных бывших клиентов для выявления закономерностей, которые позволят нам выявить среди текущих клиентов группу, наиболее подверженную риску оттока, после чего с этими клиентами можно связаться и постараться заинтересовать их. Закономерности, которые позволят нам идентифицировать вероятную группу оттока, будут полезны только в том случае, если: а) они выявляют клиентов достаточно рано для того, чтобы можно было связаться с ними и предотвратить потенциальное действие с их стороны, и б) компания способна выделить команду для работы с этой группой клиентов. Соблюдение этих параметров необходимо для того, чтобы компания могла действовать в соответствии с полученным прозрением.

Краткая история науки о данных

История термина «наука о данных» начинается в 1990-е гг. Однако области, которые он охватывает, имеют более долгую историю. Одна из них – сбор данных, другая – их анализ. Далее мы рассмотрим, как развивались эти отрасли знаний, а затем опишем, как и почему они сплелись воедино в науке о данных. В этом обзоре будет введено много новых понятий, поскольку он описывает и называет важные технические новшества по мере их возникновения. Для каждого нового термина мы дадим краткое объяснение его значения, однако позже мы еще вернемся ко многим из них и приведем более подробные объяснения. Мы начнем с истории сбора данных, продолжим историей анализа данных и закончим эволюцией науки о данных.

История сбора данных

Первыми из известных нам методов записи данных были зарубки на столбах, вкопанных в землю, чтобы отмечать восходы солнца и узнавать количество дней до солнцестояния. Однако с развитием письменности наша способность фиксировать опыт и события окружающего мира значительно увеличила объем собираемых нами данных. Самая ранняя форма письма была разработана в Месопотамии около 3200 г. до н. э. и использовалась для коммерческого учета. Этот тип учета фиксирует так называемые *транзакционные данные*. Транзакционные данные включают в себя информацию о событиях, таких как продажа товара, выставление счета, доставка, оплата кредитной картой, страховые требования и т. д. *Нетранзакционные данные*, например демографические, также имеют долгую историю. Первые известные переписи населения прошли в Древнем Египте около 3000 г. до н. э. Причина, по которой древние правители вкладывали так много усилий и ресурсов в масштабные проекты по сбору данных, заключалась в том, что им нужно было повышать налоги и увеличивать армии. Это согласуется с утверждением Бенджамина Франклина о том, что в жизни есть только две несомненные вещи: смерть и налоги.

В последние 150 лет изобретение компьютера, появление электронных датчиков и оцифровка данных способствовали стремительному росту объемов сбора и хранения данных. Ключевое событие в этой сфере произошло в 1970 г., когда Эдгар Кодд опубликовал статью с описанием *реляционной модели данных*, которая совершила переворот в том, как именно данные хранятся, индексируются и извлекаются из баз. Реляционная модель позволила извлекать данные из базы путем простых запросов, которые определяли, что нужно пользователю, не требуя от него знания о внутренней структуре данных или о том, где они физически хранятся. Документ Кодда послужил основой для современных баз данных и разработки SQL (языка структурированных запросов), международного стандарта формулировки запросов к базам данных. Реляционные базы хранят данные в таблицах со структурой из одной строки на объект и одного столбца на атрибут. Такое отображение идеально подходит для хранения данных с четкой структурой, которую можно разложить на базовые атрибуты.

Базы данных – это простая технология, используемая для хранения и извлечения структурированных транзакционных или *операционных* данных (т. е. генерируемых текущими операциями компании). Но по мере того, как компании росли и автоматизировались, объем и разнообразие данных тоже резко возрастали. В 1990-х гг. стало ясно, что, хотя компании накопили огромные объемы данных, они испытывают трудности с их анализом. Частично проблема была в том, что данные обычно хранились в многочисленных разрозненных базах в рамках одной организации. Другая трудность заключалась в том, что базы были оптимизированы для хранения и извлечения данных – действий, которые характеризуются большими объемами простых операций, таких как SELECT, INSERT, UPDATE и DELETE. Для анализа данных компаниям

требовалась технология, которая могла бы объединять и согласовывать данные из разнородных баз и облегчать проведение более сложных аналитических операций. Решение этой бизнес-задачи привело к появлению *хранилищ данных*. Организация хранилищ данных – это процесс агрегирования и анализа данных для поддержки принятия решений. Основная задача этого процесса – создание хорошо спроектированного централизованного банка данных, который тоже иногда называется хранилищем. В этом смысле хранилище данных является мощным ресурсом науки о данных, с точки зрения которой основное преимущество хранилища данных – это сокращение времени выполнения проекта. Ключевым компонентом любого процесса обработки данных являются сами данные, поэтому неудивительно, что во многих проектах бóльшая часть времени и усилий направляется на поиск, сбор и очистку данных перед анализом. Если в компании есть хранилище данных, то усилия и время, затрачиваемые на подготовку данных, значительно сокращаются. Тем не менее наука о данных может существовать и без централизованного банка данных. Создание такого банка не ограничивается выгрузкой данных из нескольких операционных баз в одну. Объединение данных из нескольких баз часто требует сложной ручной работы для устранения несоответствий между исходными базами данных. *Извлечение, преобразование и загрузка (ETL)* – это термин, используемый для описания стандартных процессов и инструментов для сопоставления, объединения и перемещения данных между базами. Типичные операции, выполняемые в хранилище данных, отличаются от операций в стандартной реляционной базе данных. Для их описания используется термин *интерактивная аналитическая обработка (OLAP)*. Операции OLAP, как правило, направлены на создание сводок исторических данных и включают сбор данных из нескольких источников. Например, запрос OLAP, выраженный для удобства на естественном языке, может выглядеть так: *«Отчет о продажах всех магазинов по регионам и кварталам и разница показателей по сравнению с отчетом за прошлый год»*. Этот пример показывает, что результат запроса OLAP часто напоминает стандартный бизнес-отчет. По сути, операции OLAP позволяют пользователям распределять, фрагментировать и переворачивать данные в хранилище, а также получать их различные отображения. Операции OLAP работают с отображением данных, называемым *кубом данных*, который построен поверх хранилища. Куб данных имеет фиксированный, заранее определенный набор измерений, где каждое измерение отображает одну характеристику данных. Для приведенного выше примера запроса OLAP необходимы следующие измерения куба данных: *продажи по магазинам, продажи по регионам* и *продажи по кварталам*. Основное преимущество использования куба данных с фиксированным набором измерений состоит в том, что он ускоряет время отклика операций OLAP. Кроме того, поскольку набор измерений куба данных предварительно запрограммирован в систему OLAP, эти системы могут быть отображены дружественным пользовательским интерфейсом (GUI) для формулирования запросов OLAP. Однако отображение куба данных ограничивает типы анализа набором запросов, которые могут быть сгенерированы только с использованием определенных заранее измерений. Интерфейс запросов SQL сравнительно более гибок. Кроме того, хотя системы OLAP полезны для исследования данных и составления отчетов, они не позволяют моделировать данные или автоматически выявлять в них закономерности.

За последние пару десятилетий наши устройства стали мобильными и подключенными к сети. Многие из нас ежедневно часами сидят в интернете, используя социальные технологии, компьютерные игры, медиаплатформы и поисковые системы. Эти технологические изменения в нашем образе жизни оказали существенное влияние на количество собираемых данных. Подсчитано, что объем данных, собранных за пять тысячелетий с момента изобретения письма до 2003 г., составляет около пяти эксабайт. С 2013 г. люди генерируют и хранят такое же количество данных ежедневно. Однако резко вырос не только объем данных, но и их разнообразие. Достаточно взглянуть на список сегодняшних онлайн-источников данных: электронные письма, блоги, фотографии, твиты, лайки, публикации, веб-поиск, загрузка видео, онлайн-

покупки, подкасты и т. д. Также не забудьте о метаданных этих событий, описывающих структуру и свойства необработанных данных, и вы начнете понимать, что называется *большими данными*. Большие данные часто описываются по схеме «3V»: экстремальный объем (**V**olume), разнообразие типов (**V**ariety) и скорость обработки данных (**V**elocity).

Появление больших данных привело к разработке новых технологий создания баз данных. Базы данных нового поколения часто называют базами *NoSQL*. Они имеют более простую модель, чем привычные реляционные базы данных, и хранят данные в виде объектов с атрибутами, используя язык представления объектов, такой как *JavaScript Object Notation (JSON)*. Преимущество использования объектного представления данных (по сравнению с моделью на основе реляционной таблицы) состоит в том, что набор атрибутов для каждого объекта заключен в самом объекте, а это открывает дорогу к гибкому отображению данных. Например, один из объектов в базе данных может иметь сокращенный набор атрибутов по сравнению с другими объектами. В структуре реляционной базы данных, напротив, все значения в таблице должны иметь одинаковый набор атрибутов (столбцов). Эта гибкость важна в тех случаях, когда данные (из-за их разнообразия или типа) не раскладываются естественным образом в набор структурированных атрибутов. К примеру, сложно определить набор атрибутов для отображения неформального текста (скажем, твитов) или изображений. Однако, хотя эта гибкость представления позволяет нам собирать и хранить данные в различных форматах, для последующего анализа их все равно приходится структурировать.

Большие данные также привели к появлению новых платформ для их обработки. При работе с большими объемами информации на высоких скоростях может быть полезным с точки зрения вычислений и поддержания скорости распределять данные по нескольким серверам, затем обрабатывать запросы, вычисляя их результаты по частям на каждом из серверов, а затем объединять их в сгенерированный ответ. Такой подход использован в модели *MapReduce* на платформе Hadoop. В этой модели данные и запросы отображаются на нескольких серверах (распределяются между ними), а затем рассчитанные на них частичные результаты объединяются.

История анализа данных

Статистика – это научная отрасль, которая занимается сбором и анализом данных. Первоначально статистика собирала и анализировала информацию о государстве, такую как демографические данные и экономические показатели. Со временем количество типов данных, к которым применялся статистический анализ, увеличивалось, и сегодня статистика используется для анализа любых типов данных. Простейшая форма статистического анализа – обобщение набора данных в терминах *сводной (описательной) статистики* (включая средние значения, такие как *среднее арифметическое*, или показатели колебаний, такие как *диапазон*). Однако в XVII–XVIII вв. работы Джероламо Кардано, Блеза Паскаля, Якоба Бернулли, Абрахама де Муавра, Томаса Байеса и Ричарда Прайса заложили основы теории вероятностей, и в течение XIX в. многие статистики начали использовать распределение вероятностей как часть аналитического инструментария. Эти новые достижения в математике позволили выйти за рамки описательной статистики и перейти к *статистическому обучению*. Пьер-Симон де Лаплас и Карл Фридрих Гаусс – два наиболее видных математика XIX в. Оба они внесли заметный вклад в статистическое обучение и современную науку о данных. Лаплас использовал интуитивные прозрения Томаса Байеса и Ричарда Прайса и превратил их в первую версию того, что мы сейчас называем *теоремой Байеса*. Гаусс в процессе поиска пропавшей карликовой планеты Цереры разработал *метод наименьших квадратов*. Этот метод позволяет нам найти наилучшую модель, которая соответствует набору данных, так что ошибка в ее подборе сводится к минимальной сумме квадратов разностей между опорными точками в наборе дан-

ных и в модели. Метод наименьших квадратов послужил основой для статистических методов обучения, таких как *линейная регрессия* и *логистическая регрессия*, а также для разработки моделей *нейронных сетей* искусственного интеллекта.

Между 1780 и 1820 гг., примерно в то же время, когда Лаплас и Гаусс вносили свой вклад в статистическое обучение, шотландский инженер Уильям Плейфер изобрел статистические графики и заложил основы современной *визуализации данных* и *поискового анализа данных (EDA)*. Плейфер изобрел *линейный график* и *комбинированную диаграмму* для временных рядов данных, *гистограмму*, чтобы проиллюстрировать сравнение значений, принадлежащих разным категориям, и *круговую диаграмму* для наглядного изображения долей. Преимущество визуализации числовых данных заключается в том, что она позволяет использовать наши мощные зрительные возможности для обобщения, сравнения и интерпретации данных. Следует признать, что визуализировать большие (с множеством опорных точек) или сложные (с множеством атрибутов) наборы данных довольно трудно, но визуализация по-прежнему остается важной составляющей науки о данных. В частности, она помогает ученым рассматривать и понимать данные, с которыми они работают. Визуализация также может быть полезна для презентации результатов проекта. Со времен Плейфера разнообразие видов графического отображения данных неуклонно росло, и сегодня продолжаются разработки новых подходов в области визуализации больших многомерных наборов данных. В частности, не так давно был разработан *алгоритм стохастического вложения соседей с t-распределением (t-SNE)* , который применяется при сокращении многомерных данных до двух или трех измерений, тем самым облегчая их визуализацию.

Развитие теории вероятностей и статистики продолжилось в XX в. Карл Пирсон разработал современные методы проверки гипотез, а Рональд Фишер – статистические методы для *многомерного анализа* и предложил идею *оценки максимального правдоподобия* статистических заключений как метод, позволяющий делать выводы на основе относительной вероятности событий. Работа Алана Тьюринга во время Второй мировой войны привела к изобретению компьютера, который оказал исключительно сильное влияние на статистику, позволив совершать существенно более сложные вычисления. В течение 1940-х гг. и в последующие десятилетия были разработаны важные вычислительные модели, которые до сих пор широко применяются в науке о данных. В 1943 г. Уоррен Мак-Каллок и Уолтер Питтс предложили первую математическую модель *нейронной сети*. В 1948-м Клод Шеннон опубликовал статью под названием «Математическая теория связи» и тем самым основал *теорию информации*. В 1951 г. Эвелин Фикс и Джозеф Ходжес предложили модель *дискриминантного анализа* (который сейчас более известен как *теория распознавания образов*), ставшую основой современных алгоритмов *ближайших соседей*. Послевоенное развитие сферы достигло кульминации в 1956 г. с появлением отрасли *искусственного интеллекта* на семинаре в Дартмутском колледже. Даже на этой ранней стадии ее развития термин *«машинное обучение»* уже начал использоваться для описания программ, которые давали компьютеру возможность учиться на основе данных. В середине 1960-х гг. были сделаны три важных вклада в машинное обучение. В 1965 г. Нильс Нильсон опубликовал книгу «Обучающиеся машины»[1], в которой показано, как можно использовать нейронные сети для обучения линейных моделей классификации. Через год Хант, Марин и Стоун разработали систему концептуального обучения, породившую целое семейство алгоритмов, которые, в свою очередь, привели к появлению деревьев решений на основе данных нисходящего порядка. Примерно в то же время независимые исследователи разрабатывали и публиковали ранние версии *метода k-средних*, который теперь рутинно используется для сегментации клиентских данных.

[1] Нильсон, Н. Дж. Обучающиеся машины. – М.: Мир, 1967.

Область машинного обучения лежит в основе современной науки о данных, поскольку она предоставляет алгоритмы, способные автоматически анализировать большие наборы данных для выявления потенциально интересных и полезных закономерностей. Машинное обучение и сегодня продолжает развиваться и модернизироваться. В число наиболее важных разработок входят *ансамблевые методы*, прогнозирование в которых осуществляется на основе набора моделей, где каждая модель участвует в каждом из запросов, а также дальнейшее развитие *нейронных сетей глубокого обучения*, имеющих более трех слоев нейронов. Такие глубокие слои в сети способны обнаруживать и анализировать отображения сложных атрибутов (состоящие из нескольких взаимодействующих входных значений, обработанных более ранними слоями), которые позволяют сети изучать закономерности и обобщать их для всех входных данных. Благодаря своей способности исследовать сложные атрибуты сети глубокого обучения лучше других подходят для многомерных данных – именно они произвели переворот в таких областях, как *машинное зрение* и *обработка естественного языка*.

Как уже упоминалось в историческом обзоре баз данных, начало 1970-х гг. ознаменовало приход современной технологии с *реляционной моделью данных* Эдгара Кодда и последующий взрывной рост генерации данных и их хранения, который в 1990-х гг. привел к развитию хранилищ, а позднее – к возникновению феномена больших данных. Однако еще задолго до появления больших данных, фактически к концу 1980-х – началу 1990-х гг., стала очевидной необходимость в исследованиях, направленных на анализ больших наборов данных. Примерно в то же время появился термин «*глубинный анализ данных*». Как мы уже отметили, в ответ на это началась разработка хранилищ данных и технологии OLAP. Кроме того, параллельно велись исследования в других областях. В 1989 г. Григорий Пятецкий-Шапиро провел первый семинар по *обнаружению знаний в базах данных (KDD)*. Следующая цитата из анонса этого семинара дает ясное представление о том, какое внимание на нем уделялось междисциплинарному подходу к проблеме анализа больших баз данных:

> Обнаружение знаний в базах данных ставит много интересных проблем, особенно когда эти базы огромны. Таким базам данных обычно сопутствуют существенные знания предметной области, которые могут значительно облегчить обнаружение данных. Доступ к большим базам данных недешев – отсюда необходимость выборки и других статистических методов. Наконец, для обнаружения знаний в базах данных могут оказаться полезными многие существующие инструменты и методы из различных областей, таких как экспертные системы, машинное обучение, интеллектуальные базы данных, получение знаний и статистика[2].

Фактически термины «KDD» и «глубинный анализ данных» описывают одну и ту же концепцию; различие заключается только в том, что термин «глубинный анализ данных» более распространен в бизнес-сообществах, а «KDD» – в академических кругах. Сегодня эти понятия часто взаимозаменяются[3], и многие ведущие академические центры используют как одно, так и другое. И это закономерно, ведь главная научная конференция в этой сфере так и называется – Международная конференция по обнаружению знаний и глубинному анализу данных.

[2] Цитата взята из приглашения на семинар «KDD – 1989». – *Здесь и далее прим. авт.*

[3] Некоторые специалисты все же проводят границу между глубинным анализом данных и KDD, рассматривая первый как подраздел второго и определяя его как один из методов обнаружения знаний в базах данных.

Возникновение и эволюция науки о данных

Термин «наука о данных» появился в конце 1990-х гг. в дискуссиях, касающихся необходимости объединения статистиков с теоретиками вычислительных систем для обеспечения математической строгости при компьютерном анализе больших данных. В 1997 г. Джефф Ву выступил с публичной лекцией «Статистика = наука о данных?», в которой осветил ряд многообещающих тенденций, в том числе доступность больших и сложных наборов данных в огромных базах и рост использования вычислительных алгоритмов и моделей. В завершение лекции он призвал переименовать статистику в «науку о данных».

В 2001 г. Уильям Кливленд опубликовал план действий по созданию университетского факультета, сфокусированного на науке о данных[4]. В плане подчеркивалось место науки о данных между математикой и информатикой и предлагалось понимать ее как междисциплинарную сферу. Специалистам по данным предписывалось учиться, работать и взаимодействовать с экспертами из этих областей. В том же году Лео Брейман опубликовал статью «Статистическое моделирование: две культуры»[5]. В ней он охарактеризовал традиционный подход к статистике как культуру моделирования данных, которая предполагает основной целью анализа выявление скрытых стохастических моделей (например, *линейной регрессии*

[4] Shmueli, Galit. 2010. “To Explain or to Predict?” Statistical Science 25 (3): 289–310. doi:10.1214/10-STS330.

[5] Breiman, Leo. 2001. “Statistical Modeling: The Two Cultures (with Comments and a Rejoinder by the Author).” *Statistical Science* 16 (3): 199–231. doi:10.1214/ss/1009213726.

Конец ознакомительного фрагмента.