

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
1. ВВЕДЕНИЕ В МЕТОДЫ И ТЕХНОЛОГИИ БОЛЬШИХ ДАННЫХ	5
2. МЕТОДЫ И МЕТОДИКИ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ В ТЕХНОЛОГИЯХ БОЛЬШИХ ДАННЫХ	8
3. ТЕХНОЛОГИИ БОЛЬШИХ ДАННЫХ	14
4. ПЕРСПЕКТИВЫ ТЕХНОЛОГИЙ БОЛЬШИХ ДАННЫХ	21
5. ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЕ ПОДХОДЫ К ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ АНАЛИЗА ДАННЫХ	27
6. ОПРЕДЕЛЕНИЕ И ПОДГОТОВКА ДАННЫХ ДЛЯ АНАЛИЗА	31
7. КАЧЕСТВЕННЫЕ МЕТОДЫ АНАЛИЗА ДАННЫХ	39
8. КОЛИЧЕСТВЕННЫЕ И СМЕШАННЫЕ МЕТОДЫ АНАЛИЗА БОЛЬШИХ ДАННЫХ	42
Библиографический список	46

ВВЕДЕНИЕ

Данное учебно-методическое пособие предназначено для изучения и практического применения методов и технологий обработки больших данных. Учебное издание позволяет самостоятельно получать более глубокие знания в предметной области и использовать их в качестве справочной поддержки при выполнении практических занятий. Для самоконтроля осваиваемых предметных знаний в конце каждого раздела присутствуют контрольные вопросы и задания.

В результате ознакомления с учебным изданием обучающиеся могут получить исчерпывающие знания по основам предметной области больших данных, методам обработки больших данных, современным специализированным программно-аппаратным средствам реализации механизмов аналитической и инженерной обработки больших данных на основе глобальных облачных информационных платформ.

В качестве специализированного раздела приведены возможности использования больших данных в задачах мониторинга жизненного цикла строительного объекта на всех этапах. В качестве примера больших данных выступают геопортальные решения, реализующие автоматизированные методы обработки данных аэрокосмического мониторинга.

1. ВВЕДЕНИЕ В МЕТОДЫ И ТЕХНОЛОГИИ БОЛЬШИХ ДАННЫХ

Большие данные (англ. *big data*) — обозначение структурированных и неструктурированных данных огромных объемов и значительного многообразия, генерируемых на основе информационно-коммуникационных технологий.

По сути дела «большие данные» — это феномен XXI века, который заключается в появлении новых технологических возможностей генерации бесконечно больших массивов данных, а также техники и технологий их обработки.

Впервые термин «большие данные» был введен в обращение в 2008 г. Специальный выпуск журнала «Nature» был посвящен вопросам развития науки и техники в условиях высокого темпа роста объемов информации, генерируемых, в первую очередь, информационно-коммуникационными технологиями. Авторы задались вопросом, каким образом будут развиваться методы обработки информации и каким образом подготовиться к переводу «количества в качество».

С начала 2010-х годов началось развитие облачных технологий как основного инструмента хранения и обработки больших данных. Стали появляться первые решения по их систематизации и обработке.

В соответствии с современными представлениями большие данные обладают тремя основными свойствами: величиной, скоростью и многообразием.

Величина (англ. *Volume*) — характеристика больших данных, определяющая величину физического объема информации.

Скорость (англ. *Velocity*) — характеристика больших данных, определяющая скорость увеличения объемов (**приумножения**) информации и скорости ее оперативной обработки в целях получения необходимых результатов.

Многообразие (англ. *Variety*) — характеристика больших данных, определяющая возможности обработки различных видов структурированной и неструктурированной информации одновременно.

Собранные воедино три основные характеристики больших данных реализуют принцип трех *V* (*Volume, Velocity, Variety*) — *VVV*.

На сегодняшний день развитие информационных технологий привело к тому, что количество информации, с которой приходится взаимодействовать во всех сферах деятельности, непрерывно увеличивается. В различных источниках все чаще встречаются термины «Четвертая промышленная революция», «Industry 4.0», описывающие внедрение новейших технологий в производственные процессы как зарубежных, так и отечественных предприятий. Стремительными темпами развиваются технологии, которые предлагают новый взгляд на получение и обработку такого потока данных — *Big Data* и *Data mining*. Процесс цифровизации происходит во всех современных отраслях промышленности, строительная индустрия — не исключение. Для успешного внедрения и использования подобных технологий недостаточно лишь желаний и денежных ресурсов, необходима

площадка, аккумулирующая в себе как знания, опыт, практические примеры реализации таких технологий, так и обучающие материалы.

Примеры применения технологий больших данных в отраслях

В транспортной отрасли технологии больших данных в первую очередь ориентированы на отслеживание парка транспортных средств (автомобилей, кораблей, локомотивов, самолетов) и мониторинг их технического состояния. Ярким примером эффективной технологии по обработке больших данных на транспорте являются информационные системы/приложения Яндекс.такси и Яндекс.пробки (рис. 1.1).

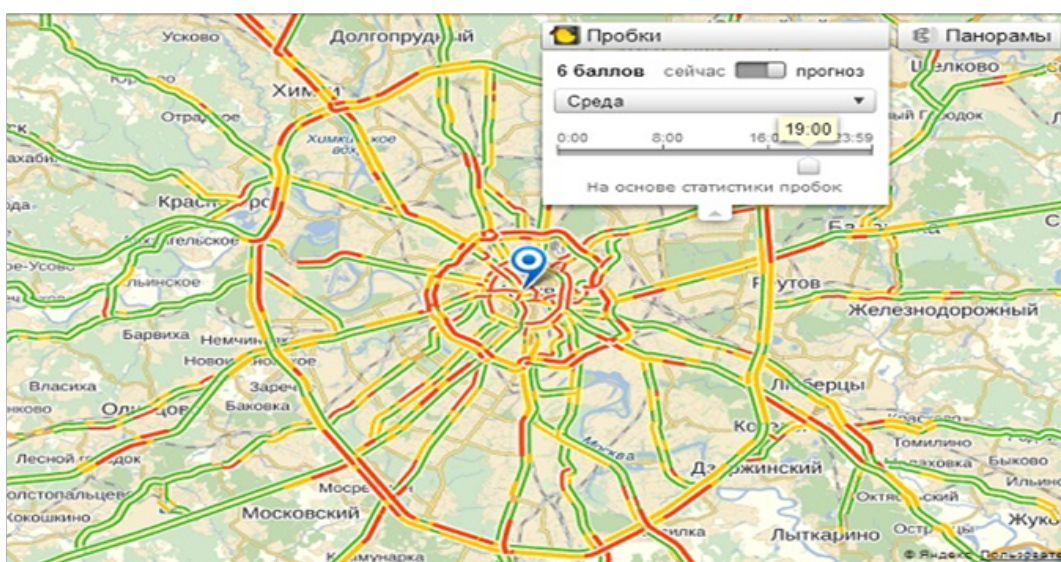


Рис. 1.1. Яндекс.пробки

Ярким примером применения технологий больших данных в медицине являются телемедицинские технологии. В качестве примера можно привести принципы организации перспективной диагностической телемедицинской системы города Москвы (рис. 1.2), в которой показания диагностических средств передаются в аналитический центр для автоматизированной обработки.

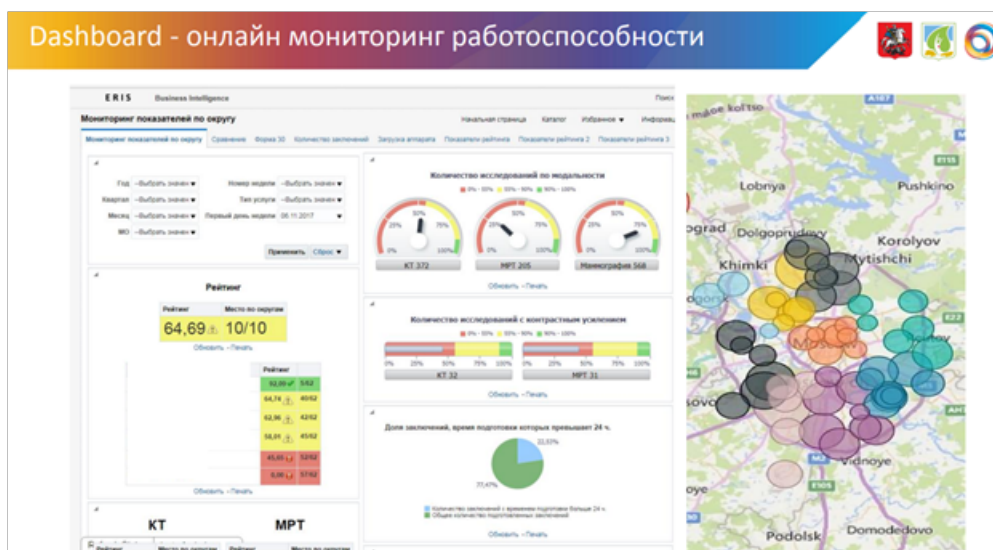


Рис. 1.2. Материалы сайта «Радиология Москвы»

Положительный зарубежный опыт применения технологий больших данных ориентирован на предупреждение чрезвычайных ситуаций (Япония, Австралия и др.), реализацию концепций умных городов (Китай, Испания и др.), развитие системы здравоохранения (Канада) и многие другие проекты.

Основные проблемы хранения данных большого объема:

- безопасность вычисления в распределенных программных системах;
- безопасность нереляционных баз данных;
- безопасное хранение данных;
- проверка достоверности;
- мониторинг безопасности в режиме реального времени;
- шифрование управления доступом и обеспечение безопасности соединений;
- фрагментарный контроль доступа;
- происхождение данных.

Направление *Big Data* ориентировано на обработку огромных объемов неструктурированных и структурированных данных для получения понятных и выгодных человеку результатов. Источником таких данных могут быть как результаты деятельности человека, так и ЭВМ.

Задание для практической и самостоятельной работы

1. Проведите сравнительный анализ информационных платформ *kdnuggets.com* и *bigdata-msu.ru*

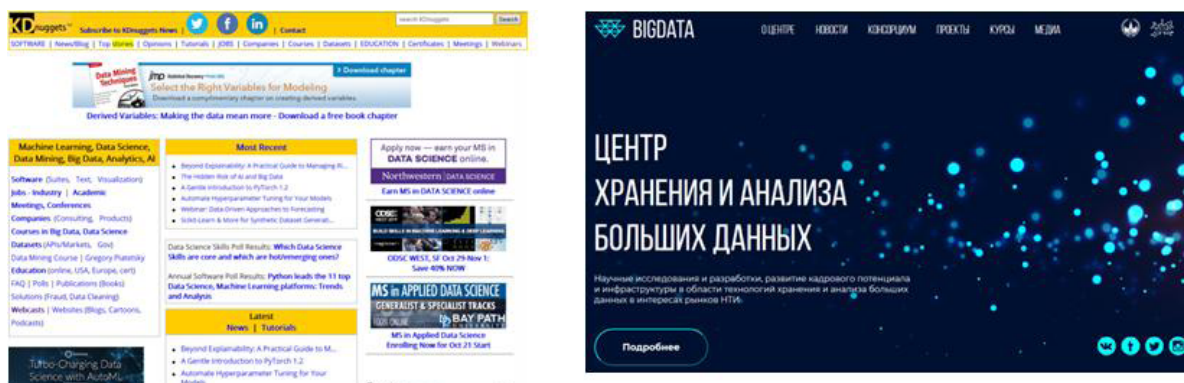


Рис. 1.3. Информационные ресурсы по тематике больших данных

2. Заполните самостоятельно таблицу сравнения информационных ресурсов в соответствии с текущим их состоянием (табл. 1.1).

3. Сформулируйте свои рекомендации по разработке информационной платформы по тематике больших данных.

4. Сформулируйте выводы проведенного исследования.

Таблица 1.1

Основные параметры информационных платформ

Критерий	kdnuggets.com	bigdata-msu.ru
Электронные публикации		
Формы коммуникации		
Новостной блок		
Учебные материалы для профессионалов и новичков		
Перечень компаний, работающих в отрасли		
Интеграция с социальными сетями		
Подборка интересных материалов		
Возможность подписаться на новостную рассылку ресурса		
Перечень ПО, используемого в индустрии		
Система рейтинга для опубликованных статей		
Поиск по сайту		
Система тегов		
Возможность размещения пользовательского контента		
Наличие площадки, позволяющей работодателям размещать объявления с вакансиями		
Календарь мероприятий		
Актуальность интерфейса и дизайна		
Наличие личного кабинета		
Наличие форума		

Контрольные задания

1. Приведите определение термина большие данные. Перечислите признаки, характеризующие большие данные.
2. Перечислите возможные источники больших данных. Приведите примеры генерации больших данных.
3. Применение больших данных в отраслях. Приведите примеры применения больших данных в областях энергетики, горнодобывающей и нефтяной промышленности, здравоохранении, логистике и транспорте.
4. Приведите примеры лучшего опыта реализации проектов в области больших данных в зарубежных странах.
5. Приведите примеры лучшего опыта реализации проектов в области больших данных в Российской Федерации.
6. Перечислите основные проблемы/сложности в хранении больших данных.

2. МЕТОДЫ И МЕТОДИКИ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ В ТЕХНОЛОГИЯХ БОЛЬШИХ ДАННЫХ

Data mining — совокупность методов обработки информации с целью обнаружения новых, ранее неизвестных знаний и закономерностей, применимых в практической деятельности человека. Наиболее часто на русском языке **Data mining** интерпретируется как интеллектуальный анализ данных (рис. 2.1).

Знания, получаемые методами **Data mining**, должны быть нетривиальными, практически полезными и доступными для интерпретации.

Термин **Data mining** был впервые введен в 1989 г. Григорием Пятецким-Шапиро, являющимся президентом и главным редактором сайта **KDnuggets.com** (наиболее известной информационно-коммуникационной платформы в области **Data mining**). Он считается одним из основателей области «интеллектуальный анализ данных», а также «обнаружения знаний в базах данных» — KDD (англ. *knowledge discovery in data*).

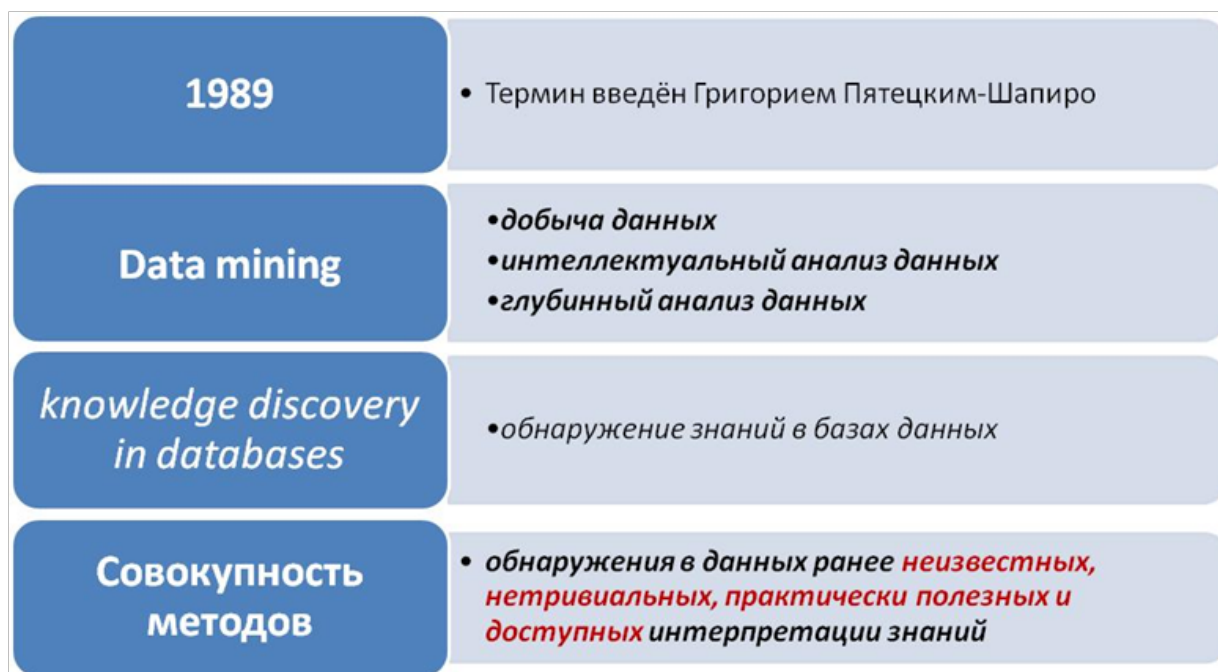


Рис. 2.1. Ключевые сведения о методах *Data mining*

Современная теория **Data mining** основывается на принципе наглядности (визуализации) результатов исследований в целях расширения аудитории за счет пользователей данных методов, не обладающих специальной подготовкой в области математических дисциплин.

Область исследований *Data mining* приходится на пересечение трех предметных областей исследования: **искусственный интеллект**, **статистика** и **базы данных** (рис. 2.2).



Рис. 2.2. Предметная область *Data mining*

В современной науке принято считать, что основу *Data mining* составляют две основные группы методов обработки информации (рис. 2.3).

Первая группа — методы **классификации, моделирования и прогнозирования**.

Вторая группа — **статистические** методы.

Методы первой группы предполагают применение самого современного математического аппарата, включающего искусственные нейронные сети, генетических алгоритмов, деревьев решений, эволюционного программирования, нечеткой логики, ассоциативной памяти и др.

Методы второй группы реализуются на применении **математического анализа** (корреляционного, регрессионного, факторного, дескриптивного, временных рядов и т.д.).

С учетом того, что представленные во второй группе методы математического анализа априори ориентированы на имеющиеся изначальные данные об исследуемой информации, то данную группу методов не в полной мере можно отнести к определению методов *Data mining*.



Рис. 2.3. Методы, составляющие основу *Data mining*

Дерево решений — это метод представления решающих правил в иерархической структуре, состоящей из элементов двух типов — узлов (*node*) и листьев (*leaf*). В узлах находятся решающие

правила и производится проверка соответствия примеров этому правилу по какому-либо атрибуту обучающего множества.

В простейшем случае в результате проверки множество примеров, попавших в узел, разбивается на два подмножества, в одно из которых попадают примеры, удовлетворяющие правилу, а в другое — не удовлетворяющие.

Деревья решений, используемые в *Data mining*, бывают двух основных типов (рис. 2.4):

- дерево для классификации, когда предсказываемый результат является классом, к которому принадлежат данные;
- дерево для регрессии, когда предсказываемый результат можно рассматривать как вещественное число.



Рис. 2.4. Типы деревьев принятия решений

Нейронные сети (искусственная нейронная сеть) — это система соединенных и взаимодействующих между собой простых процессоров (искусственных нейронов). Такие процессоры обычно довольно просты (особенно в сравнении с процессорами, используемыми в персональных компьютерах). Каждый процессор подобной сети имеет дело только с сигналами, которые он периодически получает, и сигналами, которые он периодически посылает другим процессорам (рис. 2.5). И тем не менее, будучи соединенными в достаточно большую сеть с управляемым взаимодействием, эти процессоры вместе способны выполнять довольно сложные задачи, поскольку нейронные сети обучаются в процессе работы.

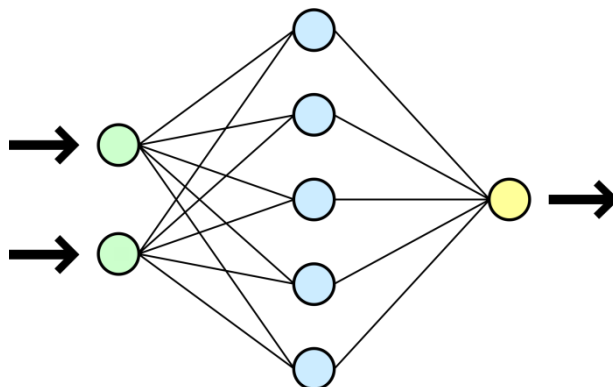


Рис. 2.5. Упрощенная модель нейронной сети

Модель нейронной сети может быть разделена на три типа:

- 1) сети прямого распространения* (*backpropagation*) — одна из наиболее распространенных архитектур, в основном используется в таких областях, как прогнозирование и распознавание образов;
- 2) сети с обратной связью — такие, как дискретная модель Хопфилда, в основном используется для оптимизации вычислений и ассоциативной памяти;
- 3) самоорганизующиеся сети: включают модели адаптивной резонансной теории (ART) и модели Кохонена, в основном используются для кластерного анализа.

В настоящее время при анализе в *Data mining* используются в основном нейронные сети прямого распространения из-за нерешенных проблем сходимости, устойчивости и др.

Современная теория *Data mining* основывается на принципе **наглядности** (визуализации) результатов исследований в целях расширения аудитории за счет пользователей данных методов, не обладающих специальной подготовкой в области математических дисциплин.

Машинное обучение (*Machine Learning*) — обширный подраздел искусственного интеллекта, изучающий методы построения алгоритмов, способных обучаться. Различают два типа обучения:

- обучение по прецедентам, или индуктивное обучение, основано на выявлении общих закономерностей по частным эмпирическим данным;
- дедуктивное обучение предполагает формализацию знаний экспертов и их перенос в компьютер в виде базы знаний. Дедуктивное обучение принято относить к области экспертных систем, поэтому термины «машинное обучение» и «обучение по прецедентам» можно считать синонимами.

Машинное обучение находится на стыке математической статистики, методов оптимизации и классических математических дисциплин, но имеет также и собственную специфику, связанную с проблемами вычислительной эффективности и переобучения.

Многие методы индуктивного обучения разрабатывались как альтернатива классическим статистическим подходами тесно связаны с извлечением информации и интеллектуальным анализом данных (*Data mining*).

Общая постановка задачи обучения по прецедентам

Дано конечное множество прецедентов (объектов, ситуаций), по каждому из которых собраны (измерены) некоторые данные. Данные о прецеденте называют также его описанием. Совокупность всех имеющихся описаний прецедентов называется обучающей выборкой.

Требуется по этим частным данным выявить общие зависимости, закономерности, взаимосвязи, присущие не только этой конкретной выборке, но вообще всем прецедентам, в том числе тем, которые еще не наблюдались.

Наиболее распространенным способом описания прецедентов является признаковое описание. Фиксируется совокупность n показателей, измеряемых у всех прецедентов. Если все n показателей числовые, то признаковые описания представляют собой числовые векторы размерности n . Возможны и более сложные случаи, когда прецеденты описываются временными рядами или сигналами, изображениями, видеорядами, текстами, попарными отношениями сходства или интенсивности взаимодействия и т.д.

Для решения задачи обучения по прецедентам в первую очередь фиксируется модель восстанавливаемой зависимости. Затем вводится функционал качества, значение которого показывает, насколько хорошо модель описывает наблюдаемые данные.

Алгоритм обучения (*learning algorithm*) ищет такой набор параметров модели, при котором функционал качества на заданной обучающей выборке принимает оптимальное значение. Процесс настройки (*fitting*) модели по выборке данных в большинстве случаев сводится к применению численных методов оптимизации.

В зарубежных публикациях термин *algorithm* употребляется только в указанном выше смысле, то есть это вычислительная процедура, которая по обучающей выборке производит настройку модели.

Входом алгоритма обучения является функция, аппроксимирующая неизвестную (восстанавливаемую) зависимость. В задачах классификации аппроксимирующую функцию принято называть классификатором (*classifier*), концептом (*concept*) или гипотезой (*hypothesis*); в задачах восстановления регрессии — функцией регрессии; иногда просто функцией.

Типология задач обучения по прецедентам

Основные стандартные типы задач:

– обучение с учителем (*supervised learning*) — наиболее распространенный случай. Каждый прецедент представляет собой пару «объект, ответ». Требуется найти функциональную зависимость от-ветов от описаний объектов и построить алгоритм, принимающий на входе описание объекта и вы-дающий на выходе ответ. Функционал качества обычно определяется как средняя ошибка ответов, выданных алгоритмом, по всем объектам выборки;

– задача классификации (*classification*) отличается тем, что множество допустимых ответов ко-нечно. Их называют метками классов (*class label*). Класс — это множество всех объектов с данным значением метки;

– задача регрессии (*regression*) отличается тем, что допустимым ответом является действитель-ное число или числовой вектор;

– задача ранжирования (*learning to rank*) отличается тем, что ответы надо получить сразу на мно-жестве объектов, после чего отсортировать их по значениям ответов. Может сводиться к задачам классификации или регрессии. Часто применяется в информационном поиске и анализе текстов;

– задача прогнозирования (*forecasting*) отличается тем, что объектами являются отрезки времен-ных рядов, обрывающиеся в тот момент, когда требуется сделать прогноз на будущее. Для решения задач прогнозирования часто удается приспособить методы регрессии или классификации, причем во втором случае речь идет скорее о задачах принятия решений.

Краудсорсинг (англ. *crowdsourcing*, от *crowd* — толпа и *sourcing* — использование ресурсов) — способ организации работ, основанный на добровольном привлечении широкого круга сторонних лиц с применением информационно-коммуникационных технологий.

Термин «краудсорсинг» был использован впервые в 2006 г. Джеффом Хау (писателем) и Марком Робинсоном (редактором). Отличительной особенностью данного определения от аутсорсинга, где выполнение непрофильных для компании работ передается профессионалам в данной области по рыночной стоимости, заключается в том, что при краудсорсинге работу выполняют бесплатно (или за символическую плату) люди, не имеющие профессиональной подготовки (рис. 2.6).

В качестве примера применения краудсорсинга можно привести совместную работу пользовате-лей в сети Интернет и предоставления имеющихся вычислительных ресурсов для решения исследо-вательской задачи по обработке больших данных.

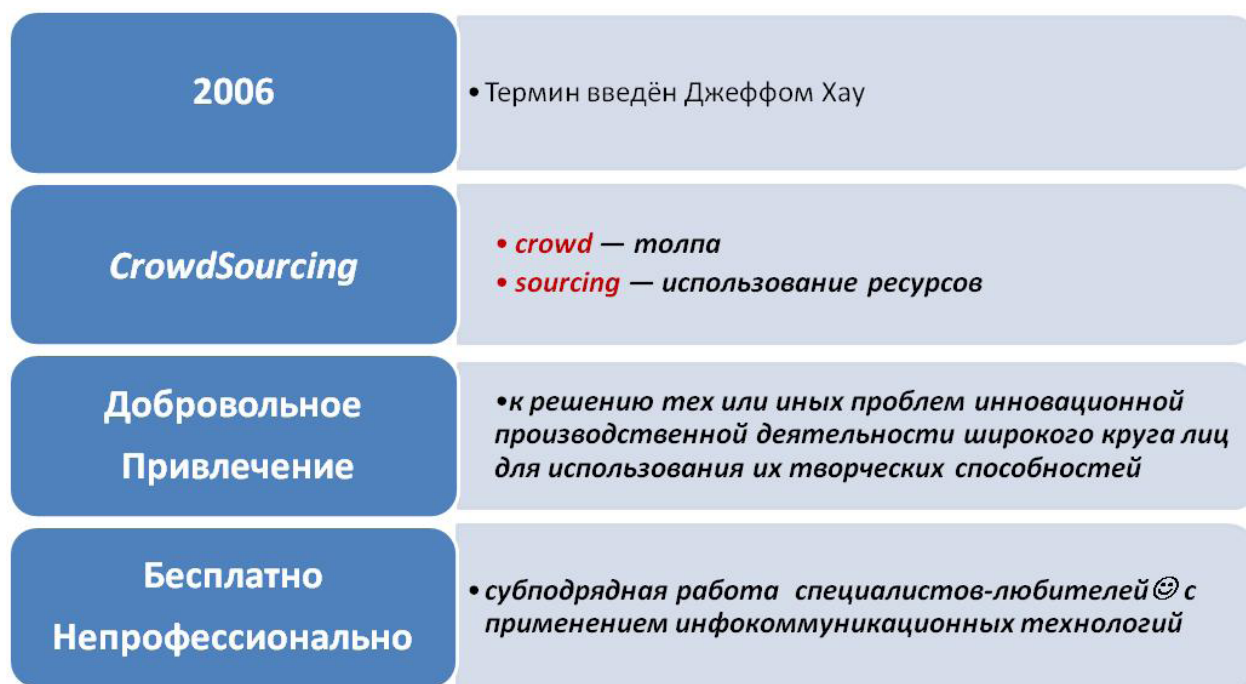


Рис. 2.6. Ключевые сведения о краудсорсинге

В современном мире **краудсорсинговые проекты** в большинстве своем являются ориентирован-ными на потребителя инноваций. Свободный доступ неограниченного числа участников позволяет

реализовывать механизм создания и управления общественными инновациями в области государственного и муниципального управления, в сфере образования, медицины, транспорта, логистике и многих других.

В качестве наиболее наглядного примера можно привести информационный портал (рис. 2.7) «Краудсорсинговые проекты Правительства Москвы» (<https://crowd.mos.ru/>). Разработчики портала приводят следующее определение: «Краудсорсинг — это информационная технология, которая собирает заинтересованных людей в одном месте и дает возможность предлагать свои идеи на заданную тему, комментировать и обсуждать, дорабатывать и выбирать лучшие». Технологический процесс на площадке построен на полном цикле работы с идеями москвичей: Идея — Экспертный отбор — Обсуждение — Голосование — Реализация. При использовании данной последовательности действий проекты Правительства Москвы реализуются креативно и совместно с жителями г. Москвы.

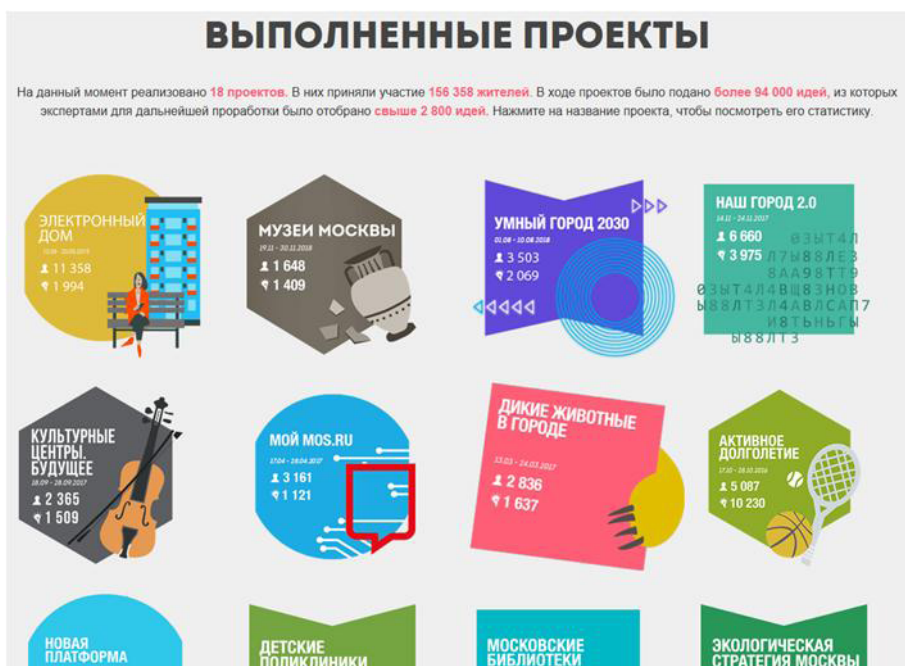


Рис. 2.7. Выполненные краудсорсинговые проекты Правительства Москвы

Задания для практической и самостоятельной работы

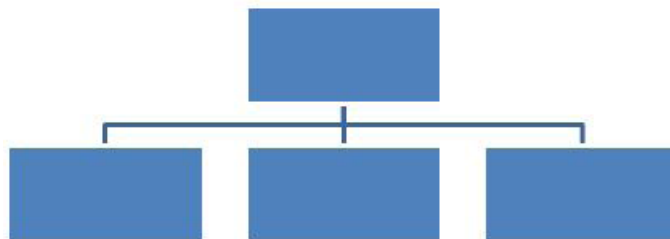
Задание 1. Изучение материалов (рис. 2.8) сайта <https://www.kdnuggets.com>



Рис. 2.8. Интерфейс сайта <https://www.kdnuggets.com>

Выполните следующую последовательность действий:

1. Подготовьте описание структуры в виде приведенной ниже схемы (графа) с указанием основных разделов сайта <https://www.kdnuggets.com>



2. Сформируйте список интересующих вас статей, ПО, онлайн-курсов, вебинаров и др. по выбранной вами тематической области для самостоятельного изучения по тематике «больших данных».

Задание 2. Изучите информационные сервисы и краудсорсинговые проекты портала <https://crowd.mos.ru>. Выполните в следующей последовательности:

1. **Определите область (области) творческого интереса.**
2. **Сформулируйте и предложите идею (идеи) в существующий проект.**
3. **Сформулируйте и предложите новый проект, в котором фигурируют «большие данные».**

Контрольные задания

1. Приведите расшифровку и дайте технико-технологическое определение термину «*Data mining*».

2. Опишите историю возникновения термина *Data mining*. Опишите название и основные функциональные возможности информационной платформы, реализованной автором термина «*Data mining*».

3. Приведите основы «*Data mining*»: методы «*Data mining*», области знания «*Data mining*», применение дерева решений и нейронных сетей в «*Data mining*».

4. Приведите определение термина «машинное обучение». Приведите и дайте определение типам машинного обучения.

5. Общая постановка задачи обучения по прецедентам в теории «Машинного обучения».

6. Типология задач обучения по прецедентам в теории «Машинного обучения».

7. Приведите определение термину «искусственная нейронная сеть» (ИНС). Приведите описание принципов функционирования ИНС.

8. Приведите определение термина краудсорсинг (*crowdsourcing*). Когда и при каких обстоятельствах появился этот термин?

9. Опишите основные принципы реализации краудсорсинг. Приведите примеры (проекты) реализации принципов краудсорсинг в корпоративной, государственной и иной деятельности.

3. ТЕХНОЛОГИИ БОЛЬШИХ ДАННЫХ

Технологии обработки больших данных принято называть термином «большие вычисления», которые подразумевают использование большого количество вычислительных ресурсов (как правило, большое количество процессоров, работающих параллельно для обработки больших данных).

В настоящее время возникает все больше и больше задач, требующих обработки больших данных. Это обработка изображений, информации, получаемой с различных устройств и датчиков, проведение экономических и технических расчетов и др.

Реализуемые аппаратно-программные варианты больших вычислений — технологий обработки больших данных можно охарактеризовать следующими признаками:

1. Большие вычисления можно распределить на конкретные задачи, которые будут обрабатываться параллельно требуемым множеством процессоров.

2. Время выполнения конкретной задачи должно быть ограничено. При выполнении больших вычислений загрузка процессоров возникает по мере технологического цикла решения задач с подключением процессоров к вычислениям в соответствии с необходимостью. Таким образом, в больших вычислениях реализуется принцип распределения нагрузки.

3. Аппаратно-программные комплексы, реализующие большие вычисления, должны иметь защиту от сбоев, потери и искажения информации.

4. Задачи, реализуемые в больших вычислениях, могут быть независимыми и выполняться параллельно.

В современных условиях физически большие вычисления реализуются с помощью инструментов облачных технологий. **Облачные вычисления** — это аренда ресурсов, таких как дисковое пространство или циклы ЦП на компьютерах другой компании. Организация, предлагающая такие услуги, называется поставщиком облачных служб. Например, к ним можно отнести Майкрософт, Amazon, Google, Яндекс и др.

Поставщик облачных служб отвечает за физическое оборудование, необходимое для выполнения работы, и за поддержку его в актуальном состоянии.

Предлагаемые вычислительные службы обычно зависят от конкретного поставщика облачных служб. Но обычно в их число входят следующие:

- **вычислительные ресурсы**, например серверы Linux или веб-приложения;
- **хранилище**, например файлы и базы данных;
- **сеть**, например безопасные соединения между поставщиком облачных служб и вашей организацией;
- **функции аналитики**, такие как визуализация телеметрии и данных по производительности.

Службы облачных вычислений

Цель облачных вычислений состоит в том, чтобы сделать ведение бизнеса более простым и эффективным как для небольшой компании, так и для крупного предприятия. Каждая организация уникальна и имеет собственные потребности. Чтобы удовлетворить эти потребности, поставщики облачных вычислений предлагают широкий спектр служб.

Нужно иметь базовое представление о некоторых предоставляемых ими службах. Кратко рассмотрим две наиболее распространенные службы, предоставляемые всеми поставщиками облачных служб, — *вычислительные ресурсы* и *хранилище*.

Вычислительные ресурсы

При создании решений на базе облачных вычислений вы можете выбирать, как выполнить работу с учетом имеющихся ресурсов и потребностей. Например, чтобы лучше контролировать ситуацию и самостоятельно проводить обслуживание, можно создать *виртуальную машину*, которая эмулирует настольный компьютер или ноутбук, например такой, каким вы пользуетесь сейчас. Каждая виртуальная машина имеет операционную систему и оборудование, которые пользователь видит как обычный физический компьютер под управлением Windows или Linux. Вы можете установить в виртуальной машине любое программное обеспечение, которое требуется для выполнения задач в облаке.

Разница в том, что вам не нужно покупать оборудование или устанавливать ОС. Поставщик облачных служб запускает вашу виртуальную машину на физическом сервере в одном из своих центров данных. Часто на одном сервере работают несколько виртуальных машин, каждая из которых изолирована и защищена. Благодаря облаку можно подготовить виртуальную машину за несколько минут, и это обходится дешевле, чем покупка физического компьютера.

Помимо виртуальных машин, есть и еще два популярных варианта вычислений: *контейнеры* и *бессерверные вычисления*.

Что такое контейнеры?

Контейнер реализует согласованную изолированную среду для выполнения приложений. Он похож на виртуальную машину за тем исключением, что гостевая операционная система не требуется. Вместо этого приложение вместе со всеми зависимостями упаковывается в «контейнер», после чего для его выполнения используется стандартная среда. Это позволяет запускать контейнер в считанные секунды, так как загружать и инициализировать ОС не нужно. Достаточно запустить приложение.

Что такое бессерверные вычисления?

При работе с *бессерверными вычислениями* вы запускаете код приложения, не тратя при этом силы на создание, настройку и обслуживание сервера. Основной принцип заключается в том, что

Конец ознакомительного фрагмента.

Приобрести книгу можно

в интернет-магазине

«Электронный универс»

e-Univers.ru