

♠ Введение

Содержание этой страницы

Посвящается моей жене Ирине.

Машинное и глубокое обучение

Машинное обучение (machine learning) решает задачу построения прогноза по входному описанию исследуемого **объекта** (object), при этом параметры **прогнозирующей функции** или **модели** не задаются явно, а определяются автоматически в результате <u>процедуры обучения</u> (model training) на так называемой **обучающей выборке** (training set) - размеченном (в <u>задаче с учителем</u>) или не размеченном (в <u>задаче без учителя</u>) наборе объектов.

Автоматическая настройка параметров позволяет существенно упростить и ускорить построение прогнозирующих моделей. Также это позволяет использовать более сложные модели, содержащие большое количество автоматически настраиваемых параметров, что повышает точность прогнозов.

Глубокое обучение (deep learning) представляет собой подобласть машинного обучения и решает те же самые задачи, используя более сложные многоуровневые вычисления, <u>автоматически извлекающие более информативные признаки</u> из первоначальных данных.

Перед изучением глубокого обучения убедитесь, что вы разобрались в базовых темах машинного обучения:

- Основы машинного обучения
- Подготовка данных
- Классификаторы в общем виде
- Оценка качества регрессии
- Оценка качества классификации
- Переобучение и недообучение

В дальнейшем будет предполагаться знакомство читателя с этими разделами.

Не обязательной, но полезной для интерпретации работы моделей глубокого обучения будет глава про <u>интерпретацию сложных</u> моделей.

Принцип глубокого обучения

Объекты представляются в виде исходного низкоуровневого представления объектов (raw representation).

Например, в обработке изображений низкоуровневым представлением изображения будет:

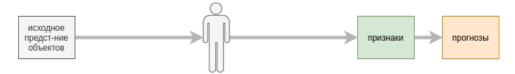
- матрица интенсивностей пикселей $I \in \mathbb{R}^{H imes W}$ (в случае черно-белого изображения H imes W);
- тензор интенсивностей $I \in \mathbb{R}^{3 \times H \times W}$, представляющего объединение 3-х матриц для красного, зелёного и синего каналов (в случае цветного изображения $H \times W$).

При обработке звуков низкоуровневым представлением будет последовательность амплитуд (силы звуковой волны) в каждый момент времени.

Применять прогнозирующую модель к низкоуровневому представлению непрактично - слишком велика размерность признакового пространства, поэтому модель необходимо настраивать <u>на небольшом числе</u> высокоуровневых и информативных признаков (high level representation).

Традиционный подход в машинном обучении, называемый неглубоким обучением (shallow learning), полагается на человека при

генерации высокоуровневых признаков для прогнозирующей модели:



Для изображений, например, можно в качестве признаков построить распределение цветов по красному, зелёному и синему каналам, посчитать их средние и стандартные отклонения. Для звуков - среднюю силу звуковой волны, её стандартное отклонение, количество и длительность пауз и т.д.

Сразу понятны ограничения этого подхода:

- необходимо тратить ограниченные человеческие ресурсы на разработку признаков и создание процедуры их извлечения (медленно и долго);
- это в любом случае окажутся несложные преобразования (недостаточно эффективно для конечной задачи).

В глубоком обучении настраивается не только модель, но и <u>последовательность преобразований, генерирующих признаки</u>, которые будет использовать конечная модель для прогнозов:



Каждое преобразование генерирует **промежуточное представление признаков** (intermediate representation), которое с каждым последующим преобразованием получается всё более сложным и информативным.

Например, в случае изображений, сначала будут извлекаться границы, потом - углы, потом - геометрические фигуры, а начиная с некоторого этапа станут извлекаться уже сложные объекты, такие как глаз человека, колесо машины, окно дома, и т.д., на основе которых уже несложно будет решить итоговую задачу (например, классифицировать, что именно показано на изображении).

Преимущества подхода:

- извлечение информативных признаков происходит автоматически по данным точно так же, как в машинном обучении производилась настройка прогнозирующей модели; не нужно расходовать человеческие ресурсы на извлечение признаков вручную.
- признаки подбираются быстрее, причём это будут более сложные и более подходящие признаки для конечной задачи, полученные в результате многомерной оптимизации.

Для применения глубокого обучения требуется гораздо больше обучающих данных, поскольку теперь настраиваются не только параметры модели, но и параметры промежуточных преобразований признаков!

Применительно к изображениям необходимы уже как минимум десятки тысяч размеченных примеров. Более сложные модели требуют обучающих выборок (называемых датасетами от англ. dataset), содержащих несколько миллионов обучающих примеров, таких как ImageNet [1], [2].

О СИЛА ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

Глубокое обучение устраняет разрыв между исходным высокоразмерным низкоуровневым описанием объекта и конечной моделью, способной обрабатывать лишь маломерное компактное описание объекта из высокоуровневых признаков.

Принцип глубокого обучения успешно применяется и в других областях, таких как обработка текста, речи и графов.

Какой ранее изученный подход классического машинного обучения идеологически похож на глубокое обучение?

Для реализации принципа глубокого обучения используются **нейросети** (neural networks), поскольку нейросеть представляет собой последовательность нелинейных преобразований, которые как раз и описывают последовательное преобразование признаков и построение прогноза по ним.

Нейросети показывают отличные результаты и зачастую способны решать широкий класс задач быстрее и лучше среднестатистического человека не только там, где нужно предсказать число (регрессия) или категорию (классификация), но и в более творческих задачах, где нужно сгенерировать изображение, текст, звук (например генерация вокала по словам песни) или граф (описывающий химическое соединение вещества или лекарства).

Сильный и слабый искусственный интеллект

Решение частных формализованных задач методами машинного обучения называется **слабым искусственным интеллектом** (или прикладным ИИ, narrow AI).

Также в научном сообществе существует гипотеза общего искусственного интеллекта (artificial general intelligence, AGI [3]), способного решать любую задачу путём самообучения и развития. Большим шагом к созданию общего искусственного интеллекта стало развитие больших языковых моделей (large language models), таких как ChatGPT, способных поддерживать разговор и отвечать на вопросы общего вида.

Также существует гипотеза сильного искусственного интеллекта (strong AI), способного мыслить и осознавать себя как отдельную личность (artificial consciousness). Насколько искусственно созданная система теоретически способна к этому - большой философский вопрос.

Автор книги эту гипотезу не разделяет. Скорее всего, будет создан общий искусственный интеллект, способный качественно имитировать самосознание живых людей.

Детальнее о видах искуственного интеллекта по уровню решаемых задач можно прочитать в [4].

Развитие глубокого обучения

Глубокое обучение получило импульс к развитию в 2010-х годах с появлением

- доступных вычислительных мощностей, способных выполнять большие объёмы вычислений (графические ускорители, FPGA-чипы);
- больших обучающих выборок, содержащих миллионы размеченных наблюдений.

Глубокое обучение без преувеличения осуществляет революцию в экономике, политике и социальной сфере. Глубокие нейросети позволяют быстрее и эффективнее осуществлять торговлю на бирже (см. algorithmic trading [5]), управлять технологическими процессами, распознавать людей в системах видеонаблюдения, отслеживать и предугадывать поведение клиентов по их поведению в сети, перемещениям и финансовым транзакциям, генерировать реалистичные тексты, изображения, звуки и видео, практически неотличимые от настоящих, а также компилируемый программный код по запросу. Нейросети постепенно вытесняют людей даже из таких творческих профессий, как написание рассказов, рисование графических сюжетов и создание музыки.

Этические вопросы

Стремительное развитие технологий искусственного интеллекта несёт в себе не только возможности, но и вызовы, которые широко обсуждаются не только в экспертном сообществе, но и в среде обычных пользователей.

Риски глубокого обучения заключаются в том, что его технологии

- приводят к вытеснению людей из многих профессий;
- позволяют создавать фейковые новости, практически неотличимые от настоящих;
- способствуют тому, что погружённость и вовлечённость людей смещаются из реального мира в виртуальный;
- дают очень большую власть над обществом, причём технологии концентрируются в узком круге больших компаний, обладающих данными и оборудованием для внедрения и развития этой науки.

Изучающим глубокое обучение необходимо задаться вопросами, насколько их деятельность приводит к положительным изменениям в обществе? Делает ли она общество более свободным, расширяя его возможности или, наоборот, делает его заложником технологий и контролирующих их компаний?

Технологии существуют для человека, а не человек для технологий.

Однозначных и простых ответов, как справиться с вызовами новых технологий так, чтобы общество воспользовалось их преимуществами, не став при этом их заложником, пока нет. Это сложная этическая проблема, которая должна решаться сообща государствами, технологическими компаниями и общественными движениями. Заинтересованные читатели могут детальнее ознакомиться с проблемой в книге со-основателя DeepMind и Inflection AI Мустафы Сулеймана "The coming wave: AI, power, and our future." [6].

Литература

- 1. Wikipedia: ImageNet.
- 2. Официальный сайт датасета ImageNet.
- 3. Wikipedia: Artificial general intelligence.

- 4. ibm.com What is artificial general intelligence (AGI)?
- 5. Wikipedia: Algorithmic trading.
- 6. Suleyman M. The coming wave: AI, power, and our future. Random House, 2025.

Предыдущая страница «Глубокое обучение

Следующая страница Обзор задач глубокого обучения »

© 2023-25 <u>Виктор Китов.</u> <u>Новости проекта.</u>