

***Технологии искусственного
интеллекта: машинное
обучение***

Во-первых, если говорить очень кратко, то искусственный интеллект – это достаточно широкая отрасль, которая в свою очередь охватывает и машинное и глубокое обучение. МО является подвидом ИИ, а ГО является подвидом МО.



Под ИИ подразумевается, что компьютер может выполнять такие задачи, которые может выполнять и человек. И здесь дело касается не просто каких-то механических действий, например, поднять и отнести какой-то предмет, а задачи, которые требуют интеллектуального мышления, то есть, когда надо принять правильное решение. Например, задача выиграть в шахматы, или распознать что изображено на картинке, или понять, что было произнесено собеседником и выдать правильный ответ.

Машинное обучение

Класс методов искусственного интеллекта, характерной чертой которых является не прямое решение задачи, а обучение в процессе применения решений множества сходных задач.

Простыми словами, машинное обучение — это попытка научить компьютеры самостоятельно обучаться на большом количестве данных вместо работы на основе жестких и неизменных правил и алгоритмов.

Машинное обучение дает компьютерам возможность обучаться самостоятельно, практически без участия человека. Это становится возможным, если у системы есть доступ к большим объемам данных.

Глубинное обучение

Иногда называют «глубокое обучение» (от англ. Deep Learning). Подобласть машинного обучения, где в качестве алгоритмов используются нейронные сети.

Нейронная сеть (искусственная нейронная сеть) — это попытка воспроизведения работы человеческого мозга на компьютере при помощи слоев нейронов.

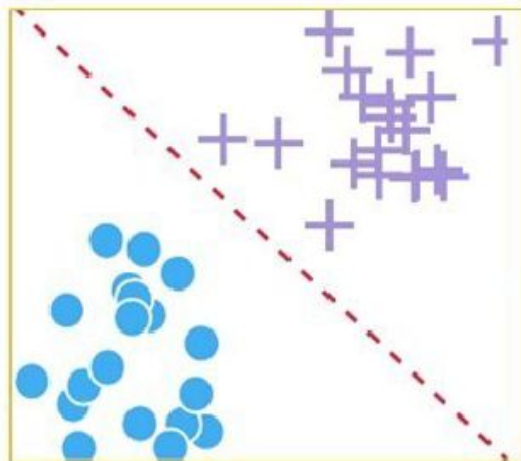
Глубинное обучение позволяет обучать модель предсказывать результат по набору входных данных, например предсказывать цены на авиа-или ж/д билеты в зависимости от сезона.



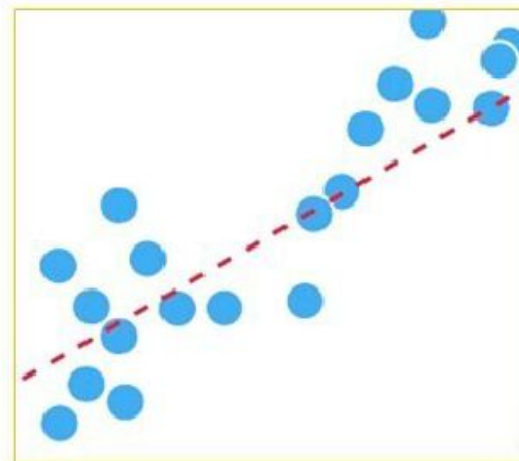


Обучение с учителем (supervised)

Классификация



Регрессия

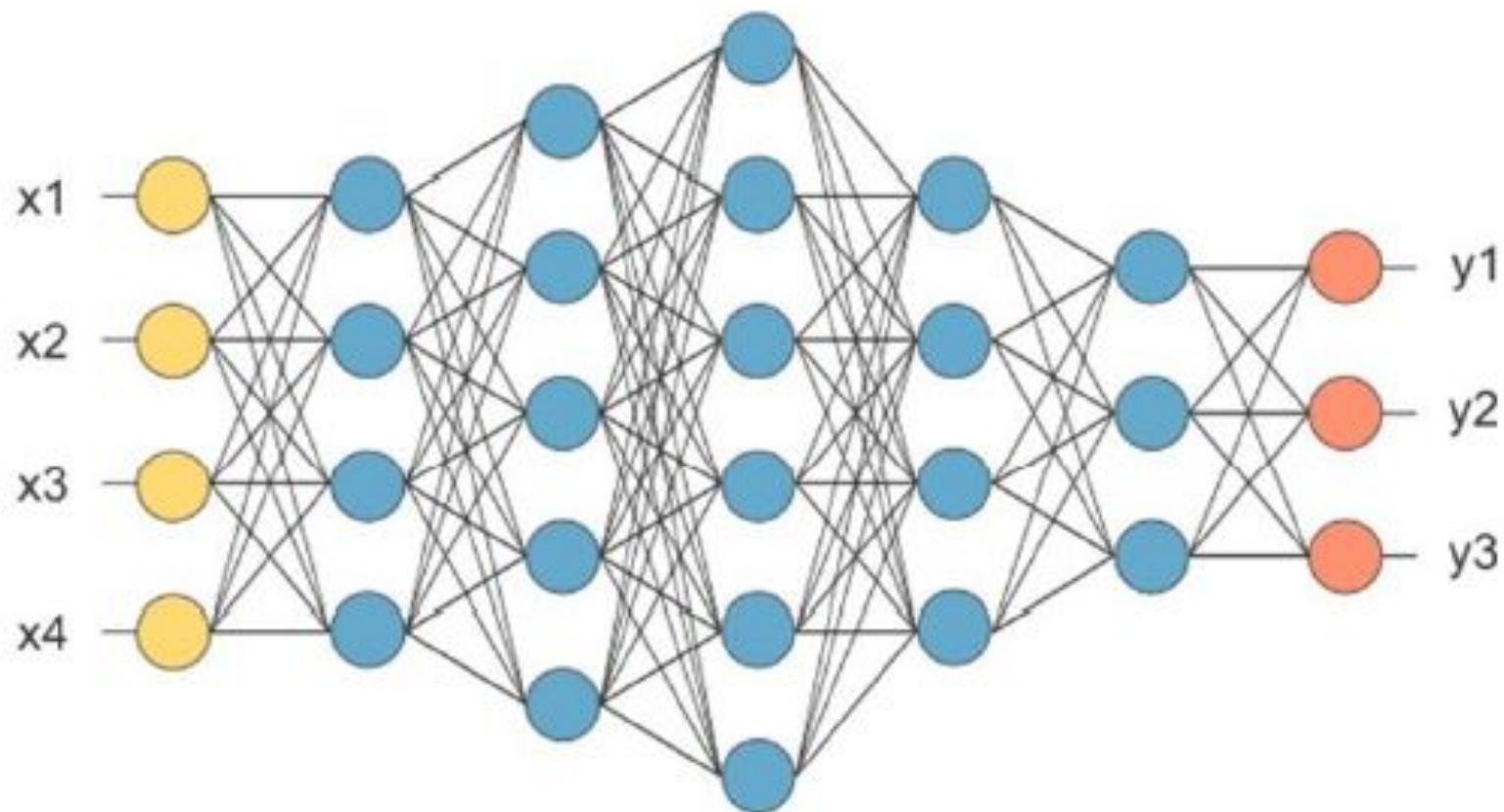


Задачи классификации можно решить с помощью разных методов. Наиболее часто используемыми являются следующие:

- Дерево решений
- Логистическая регрессия В логистической регрессии немного по-другому, с помощью алгоритмов мы находим такую линию, которая разделяет наш набор данных на классы.
- Случайный лес
- Ансамбли и бэггинг
- Метод опорных векторов
- Метод К-ближайших соседей

***Технологии искусственного
интеллекта: машинное
обучение (глубокое обучение)***

Глубокое обучение (Deep Learning)



скрытые слои
«черный ящик»

Глубокое обучение –
использование нейронных сетей в
машинном обучении

Нейронные сети –
алгоритмы, имитирующие логику
человеческого мозга

Как устроены нейросети



Видео 1 (Нейронные сети): <https://play.boomstream.com/sb3MQfHY>

Как устроены нейросети

нейронная сеть основывается на тех же принципах, но извлекает **нелинейные зависимости** из данных.

Цена участка $\approx 2,5 \cdot \text{площадь} + 4,1 \cdot (\text{есть ли рядом река}) + 10 \cdot (\text{есть ли удобная дорога})$ ▼

Площадь, наличие реки и дороги — это признаки, входные данные, а числа 2,5; 4,1 и 10 — это веса, которые настраиваются во время обучения по обучающим данным. Иными словами, чтобы сделать предсказание стоимости участка с помощью линейной модели, нужно использовать заданную формулу, подставив в нее информацию, известную об участке, и конкретный набор чисел.

Как устроены нейросети

В формулы для нейронной сети могут входить операции умножения, сложения, деления, математические функции и т. д., но все они выполняются с двумя видами величин: информацией, известной об объекте (признаками), и набором чисел (весами).

Составляют такую формулу из известных блоков, называемых **слоями нейронной сети**.

Слои можно комбинировать в разном порядке, повторять по многу раз и даже ставить параллельно — большой простор для фантазии.

Конкретная комбинация используемых слоев называется **архитектурой нейронной сети**.

Количество слоев, поставленных друг за другом, обычно называют **глубиной нейронной сети**.

Чем глубже нейронная сеть, тем сложнее формула и тем сложнее зависимости, которые нейросеть может обнаруживать в данных.

Как устроены нейросети

Рассмотрим пример. Будем предсказывать стоимость участка по таким признакам: площадь, наличие рядом производств, расстояние до реки, леса и ближайшего города (задача регрессии).



Как устроены нейросети

У нейронной сети на изображении три слоя.

Первый слой распознает простые характеристики участка: подходит ли участок под коммерческие цели, сельское хозяйство и т. д. Эти характеристики не записаны во входных данных (признаках), но могут быть определены по другим признакам. Например, подходит ли участок под коммерческие цели, можно определить по площади и расстоянию до города, а подходит ли тот же участок для туризма — по наличию (а точнее, отсутствию) рядом производств, расстоянию до реки и до города (чтобы туристов было недалеко возить).

Второй слой распознает еще более сложные характеристики участка, опираясь на результаты первого слоя. Например, подходит ли участок под строительство отеля, может определяться по тому, подходит ли он для туризма и под коммерческие цели.

Третий слой предсказывает стоимость участка на основе результатов второго слоя, то есть «сложных» извлеченных характеристик участка. По сути, третий слой — это линейная модель на сложных признаках.

Чем больше слоев (глубина нейросети), тем сложнее характеристики объектов, которые распознает нейронная сеть, и тем более сложные задачи она может решать. Отсюда и название — **глубинное обучение**. Вместе с количеством слоев растет и число весов — современные нейросети могут включать миллионы и даже миллиарды параметров.

На практике понять, какие характеристики объектов распознает каждый слой, очень сложно. Иными словами, обучив нейронную сеть для задачи предсказания стоимости участка, мы можем получить отличное качество решения задачи, но не сможем объяснить и проинтерпретировать, по каким именно характеристикам нейросеть сделала предсказания.

Нейросети способны решать различные задачи. Например, для улучшения автомобильных дорог используется мониторинг повреждений дорожного полотна, данные которого обрабатываются нейросетью. Нейросеть анализирует видео с камер, установленных на специальных автомобилях (дорожных лабораториях) и вдоль трасс; используя компьютерное зрение, распознает и выявляет дефекты дорожного покрытия, а также динамику его изменения. Еще одно применение нейросетей теперь доступно и аграриям. Дроны способны собирать информацию о состоянии поля и каждого конкретного растения, распылять ядохимикаты под управлением оператора или автопилота и оценивать результаты выполнения работ.

Как нейросети учатся

Градиентный спуск

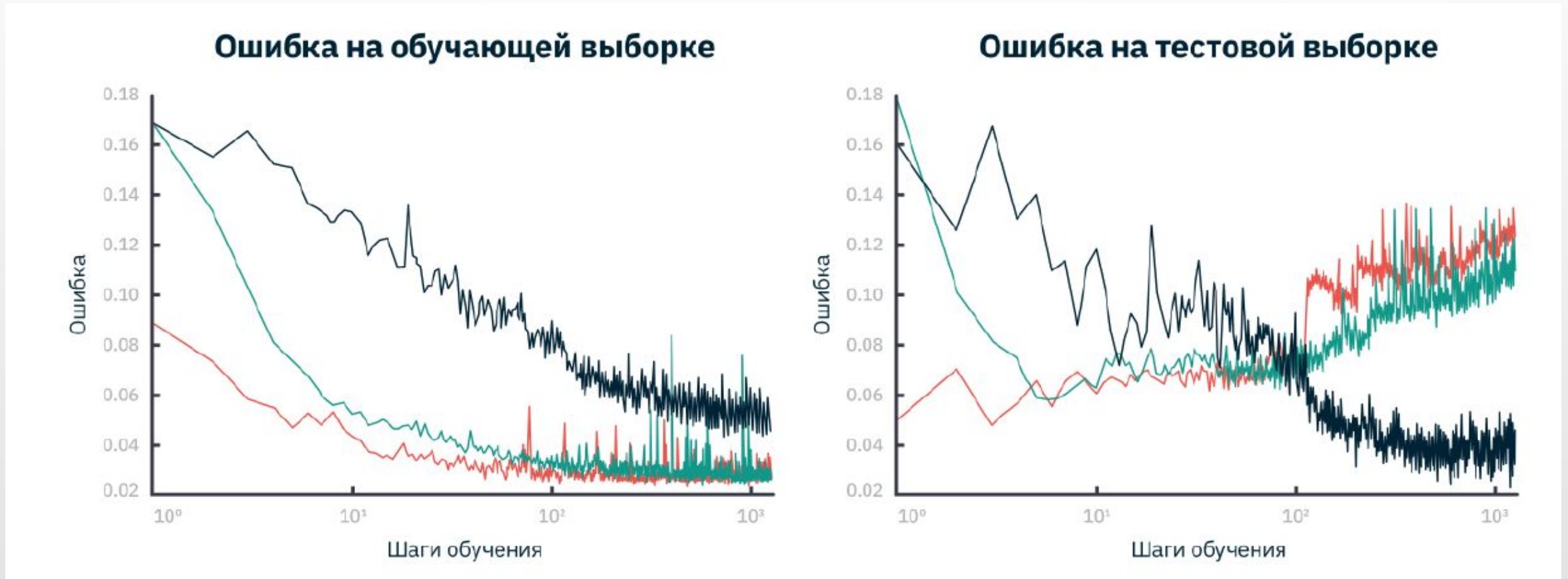
Как и в линейных моделях, веса нейронных сетей настраиваются по обучающим данным. Основной принцип следующий: нужно найти такие веса, при использовании которых нейросеть будет делать правильные предсказания для объектов из обучающих данных (например, правильно предсказывать стоимость участков).

Чтобы найти эти веса, используется алгоритм, называемый градиентным спуском.

Градиентный спуск работает так: в начале обучения всем весам присваиваются произвольные значения – генерируется случайный набор чисел. А затем много раз повторяют шаг обновления весов: каждое число (каждый вес) немного меняют, чтобы для обучающих данных немного уменьшилась.

На каждом шаге ошибка уменьшается чуть-чуть (а может и немного вырасти), но после тысяч или миллионов таких обновлений весов ошибка приближается к нулю, то есть нейросеть начинает выполнять правильные предсказания для обучающих данных.

Как нейросети учатся



На графике приведен пример изменения ошибки в процессе обучения трех различных нейросетей в задаче регрессии: по оси X — шаги обновления весов, по оси Y — ошибка. На левом графике видно, что ошибка на обучающих данных немного колеблется, но глобально постепенно уменьшается.

Переобучение нейросетей

Из-за того, что нейронные сети могут выучивать очень сложные зависимости в данных, они легко **переобучаются**, то есть могут запоминать ответы на обучающих данных и при этом плохо работать на новых данных.

Мы явно видим переобучение для красной и зеленой линий: ошибка на тестовых данных растет, а не падает. А вот черная линия соответствует качественно работающей нейросети.

Чтобы нейросети не переобучались и хорошо работали на новых данных, используют множество различных приемов. Изучением и разработкой новых таких приемов занимается множество исследователей по всему миру. Применение таких приемов называется **подбором гиперпараметров**.



Инструменты для обучения нейросетей

Для обучения нейронных сетей чаще всего используется язык программирования Python и его специальные библиотеки: PyTorch и TensorFlow. В этих библиотеках можно собирать архитектуры из любых видов слоев, а алгоритм обратного распространения ошибки уже встроен в эти слои.

Популярные архитектуры нейросетей

Существует несколько десятков архитектур нейронных сетей.

Сверточные и рекуррентные нейросети



Видео 2 (сверточная и рекуррентная нейросети):

<https://play.boomstream.com/2AayMf4q>

Популярные архитектуры нейросетей

Существует несколько десятков архитектур нейронных сетей.

Нейросети для работы с изображениями



Видео 3 (Кейс "Компьютерное зрение") : <https://play.boomstream.com/9d3lCOnV>

Применение нейронных сетей для **анализа изображений**. Как и все методы машинного обучения, нейронные сети работают с числовыми данными. Изображение — это тоже набор чисел: оно состоит из пикселей, и цвет пикселя задается набором чисел. Если изображение черно-белое, то каждый пиксель задается одним числом от 0 до 255: 0 — черный цвет, 255 — белый цвет, посередине — серый цвет. В цветных изображениях цвет пикселя задается несколькими числами, например в цветовой схеме RGB (red, green, blue) — три числа, отвечающих за интенсивность красного, зеленого и синего цветов.

Задачи для анализа изображений

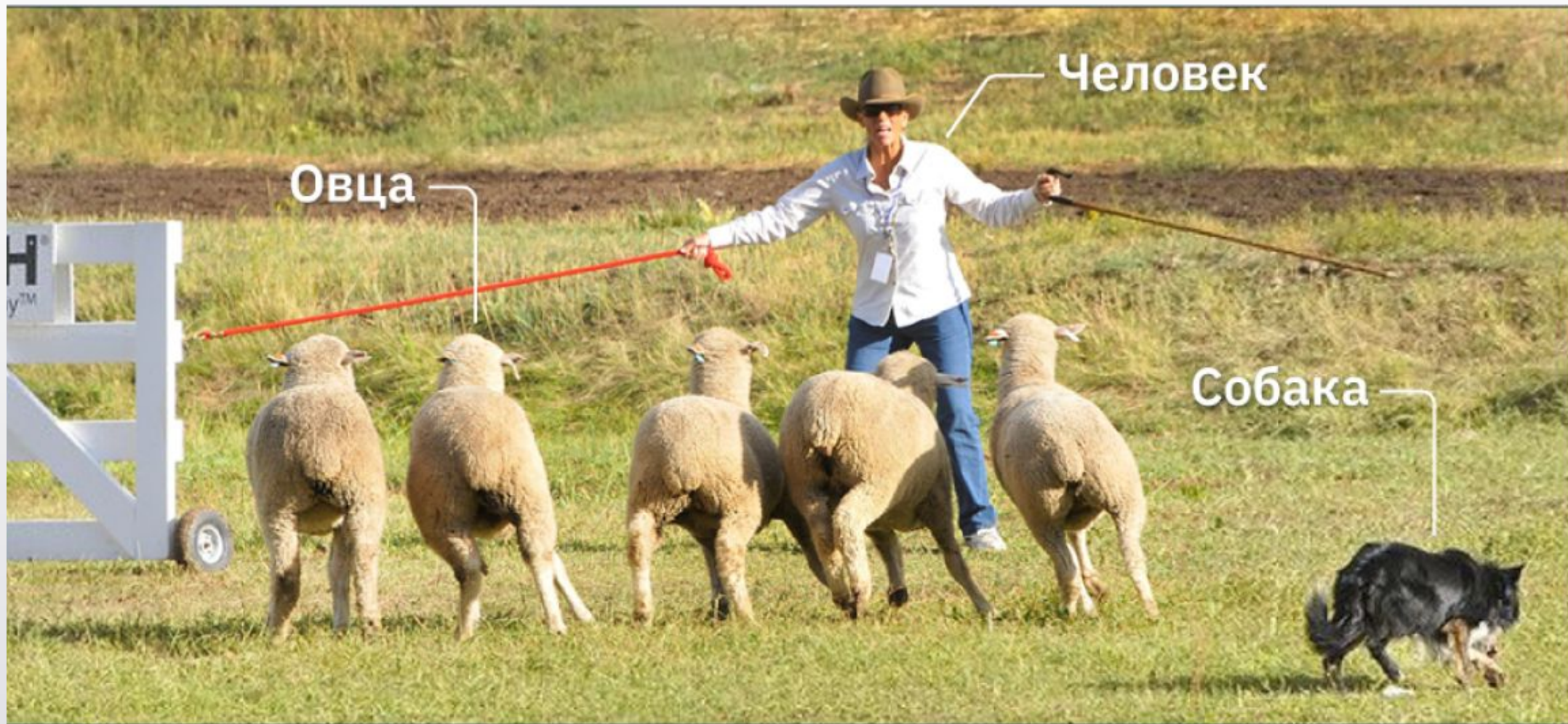
Самая популярная задача анализа изображений — задача классификации. В этой задаче на вход нейронной сети подается изображение, а выход — это метка класса. В качестве примеров можно привести:

идентификацию владельца смартфона по фотографии (классы: владелец или не владелец);

распознавание эмоций клиента при посещении офиса (классы: доволен, возмущен, нейтрален и т. д.);

распознавание дорожных знаков в беспилотных автомобилях (классы: знаки).

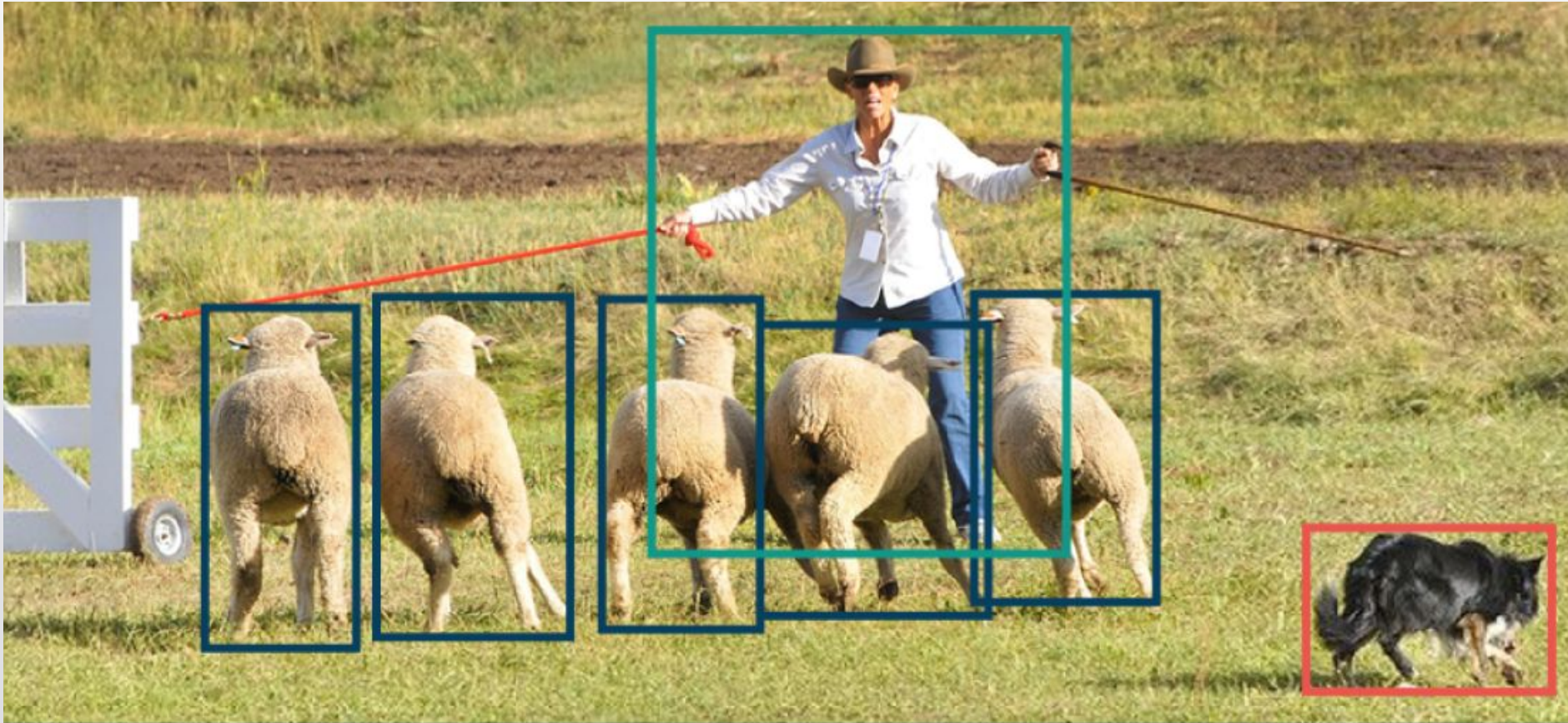
Для обучения классифицирующей нейронной сети потребуется большой набор данных (десятки или сотни тысяч объектов), состоящий из пар «изображение — класс». Например, для распознавания эмоций необходимо множество фотографий, для которых известна настоящая эмоция клиента.



КЛАССИФИКАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Задачи детекции изображений

Однако классификация — это несколько упрощенная задача: она лишь определяет, какие классы есть на изображении, но не устанавливает их расположение. Часто также решают задачу детекции: в ней нейронная сеть должна выделить прямоугольниками все объекты, находящиеся на изображении. Как и классификация, детекция — это задача обучения с учителем: для обучения нейронной сети потребуется набор



Детекция

В 2018 году компания Amazon открыла магазины Amazon.Go. В них покупатели берут товары с полок и выходят из магазина, не проходя через кассу, а деньги списываются автоматически через приложение. Камеры в магазинах снимают, как покупатели кладут товары в свои корзины, и далее по этому видео решается задача детекции: нейросеть выделяет товары, которые выбрал покупатель, и распознает вид товаров.

Детекцию по видеокамерам активно применяют и в обычных магазинах, например для подсчета количества товаров, оставшихся на полке. Нейросеть анализирует фотографию полки, выделяет все единицы товаров, считает их, и, если товара осталось мало, компьютер отправляет сигнал на склад, чтобы ассортимент товара пополнили. X5 Retail Group в десятки раз ускорили контроль планограмм, сократили на 10% количество людей, уходящих из магазина без покупок, и на 20% — потери магазинов с помощью системы видеоаналитики «Всевидящее око», работающей на основе нейронных сетей.

Задачи сегментации изображений

Если нужно проанализировать изображение еще более детально, решают задачу сегментации. В этой задаче нейронная сеть должна для каждого пикселя определить, к какой области он относится (области — это фон и объекты, находящиеся на изображении). Собрать размеченные данные в задаче сегментации еще сложнее, чем в задаче детекции. Сегментация активно применяется в обработке изображений и для составления коллажей: например, можно «вырезать» человека (выделив все пиксели, отнесенные к области «человек») и вставить на другой фон.



Семантическая сегментация

Задача генерации изображений

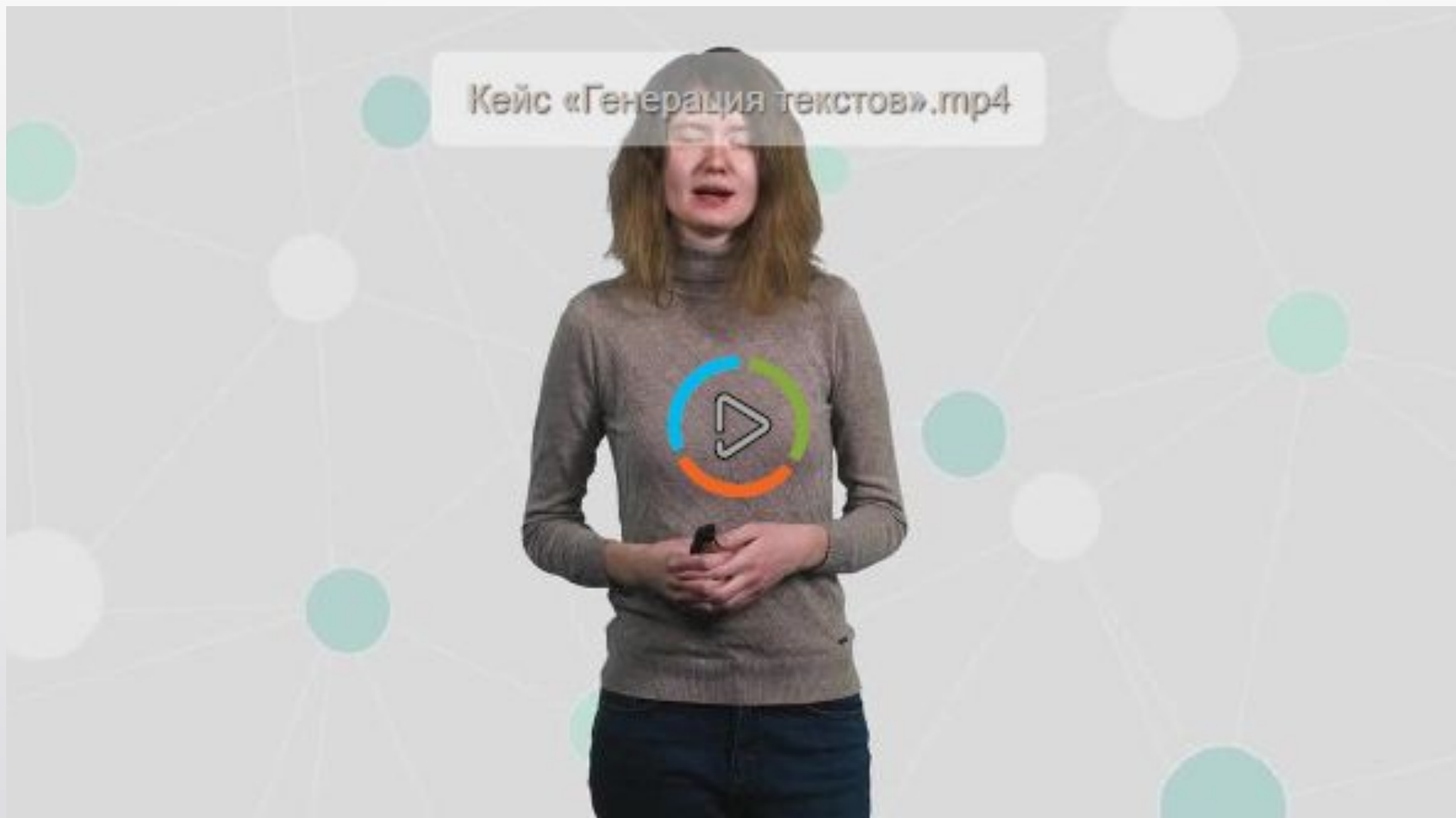
Современные нейронные сети умеют отлично понимать, что изображено на фотографии или видео. Однако за последние несколько лет произошел прорыв в решении обратной задачи — генерации фотореалистичных изображений и видео. Как и в анализе изображений, в генерации изображений используются сверточные нейронные сети. На вход нейросети подаются характеристики изображения, которое нужно сгенерировать, а на выходе нейросеть выдает новое изображение.



Научно данная задача называется **переносом стиля**.

Перенос стиля работает так: на вход нейросети подаются два изображения — то, которое нужно перерисовать, и то, с которого нужно скопировать стиль, — а на выходе появляется стилизованное изображение.

Нейронные сети и работа с текстами



Видео 4 (Кейс "Генерация текстов") : <https://play.boomstream.com/GD4rk26W>

Предположим, ваш компьютер оценивает, насколько хорошо написано эссе. Если вы используете ГО, то компьютер вам просто выдаст финальное решение, что эссе хорошее либо нет, и скорее всего, ответ будет очень близок к тому, как бы оценил это эссе человек. Но вы не сможете понять, почему было принято такое решение, потому что в ГО используются несколько уровней НС, что делает его очень трудно интерпретируемым. Вы не будете знать какой узел НС был активирован, и как эти узлы вели себя вместе, чтобы прийти к этому результату. Если же вы используете МО, например, алгоритм «дерево решений», то там видно какой фактор сыграл решающую роль в определении качества эссе.

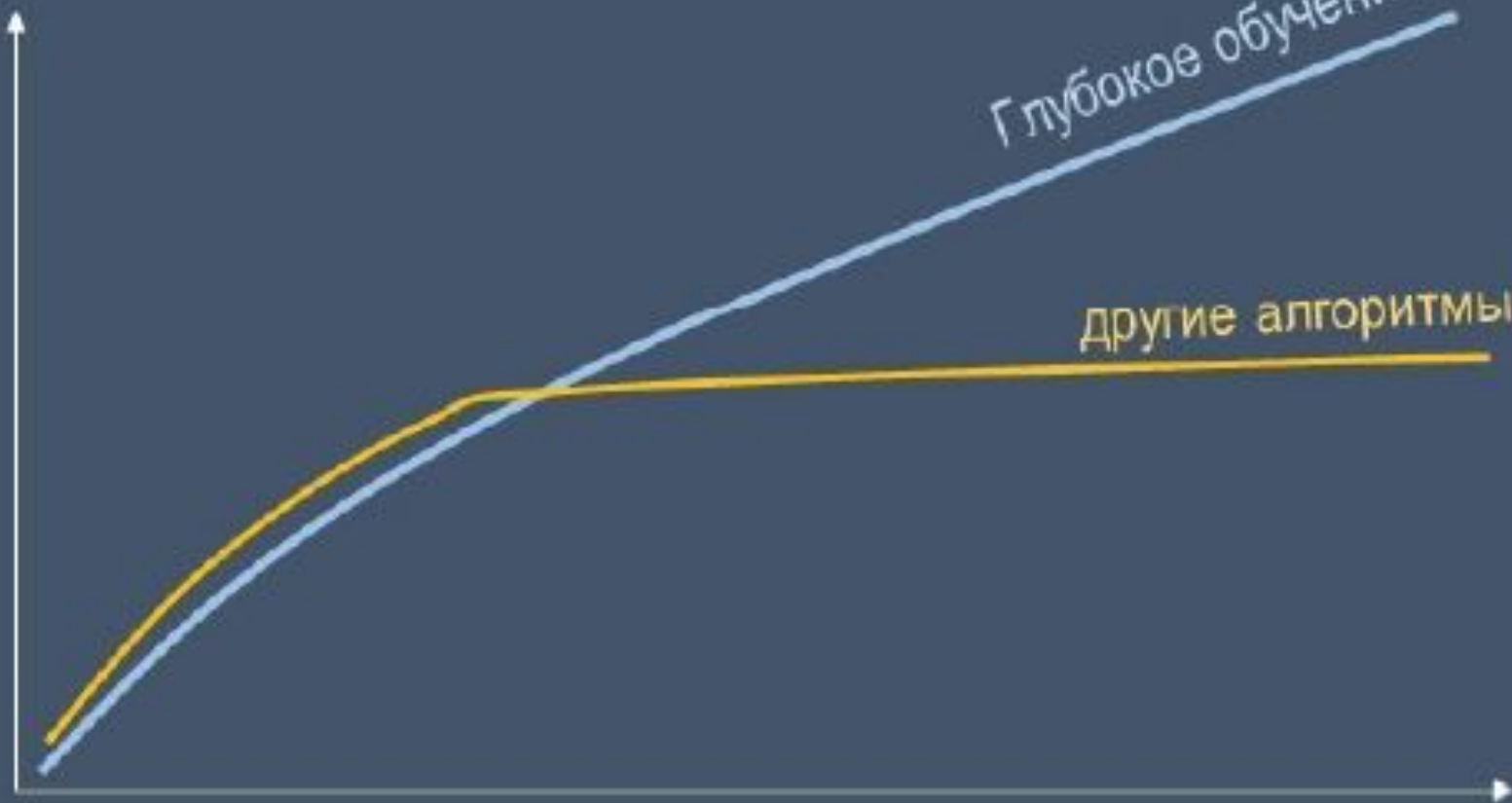
Нейронные сети были известны еще в 20 веке, но тогда они были не настолько глубокими, там был всего один или два слоя, и они не давали таких хороших результатов, как другие алгоритмы МО. Поэтому на какое-то время они отошли на второй план. Однако они стали популярны в последнее время, особенно примерно с 2006 года, когда появились огромные наборы данных и сильные компьютерные мощности, в частности, видео карты и мощные процессоры, которые стали способны создавать более глубокие слои НС и делать вычисления более эффективно.

По этим же причинам, ГО является достаточно дорогим. Потому что, во-первых, сложно собрать большие данные по определенным признакам и, во-вторых, серьезные вычислительные способности компьютеров – тоже достаточно дорогое удовольствие.

Сравнение МО и ГО

Параметр	МО	ГО
Отношение к ИИ	подобласть	подобласть
Назначение	использует алгоритмы, чтобы разбирать данные, обучаться на их основе, и принимать взвешенные решения на основе обученного	алгоритмы структурируются в несколько слоев, чтобы создать искусственную нейронную сеть, которая может тоже обучаться и принимать умные решения
Объём данных	небольшой	выигрывает по эффективности на большом объёме данных
Признаки	необходимо предоставить / создать самому	обучается самостоятельно без указания признаков
Время обучения	невелико	ГО, как правило, занимает больше времени чем МО
Точность	хорошая	очень высокая
Расшифровка	легко	очень сложно
Стоимость	недорого	дорого

Эффективность



Глубокое обучение

другие алгоритмы МО

Количество данных

Примеры ГО

Очень часто ГО используется для распознавания объектов на изображениях. Кроме того, с помощью ГО черно-белые изображения или фильмы можно сделать цветными. До этого компьютер уже обработал большое количество данных и информации в интернете либо в базе данных, которую ему предоставили для этого, и он уже знает различные оттенки серого и может легко понять в какой цвет необходимо преобразить тот или иной пиксель изображения.

Примеры ГО

Машинный перевод. Возможно, кто-то из вас использовал Google Translate, и вы могли заметить насколько хорошо он переводит в последнее время. Практически ничего не надо исправлять. Но если вспомнить примерно 5 или 7 лет назад, то качество перевода было далеко от идеального. А все потому, что сейчас вместо множества правил как надо переводить, используются нейронные сети, через которые уже прошли миллионы переводов художественной, технической и другой литературы, и эти алгоритмы ГО все продолжают улучшаться.

Примеры Глубокого обучения

Машинный перевод

История развития машинного перевода



Примеры ГО

Интеллектуальные игры: шахматы, Го, Дота 2, покер и другие. Долгое время считалось, что компьютер никогда не превзойдет по силе мысли человека до тех пор, пока он не сможет обыграть его в шахматы. Однако, это случилось в конце 20 века, а в 2010-х годах, компьютер, обученный алгоритмами ГО, смог обыграть и чемпионов в го – игру, которая считается даже еще более сложной чем шахматы. Сейчас не проходит и года, как не появляется очередная новость о том, что компьютер обыграл человека в очередной игре. ИИ уже обыграл людей в покер, Доту 2 и другие интеллектуальные игры. Все это получилось благодаря задействованию нейронных сетей и ГО.

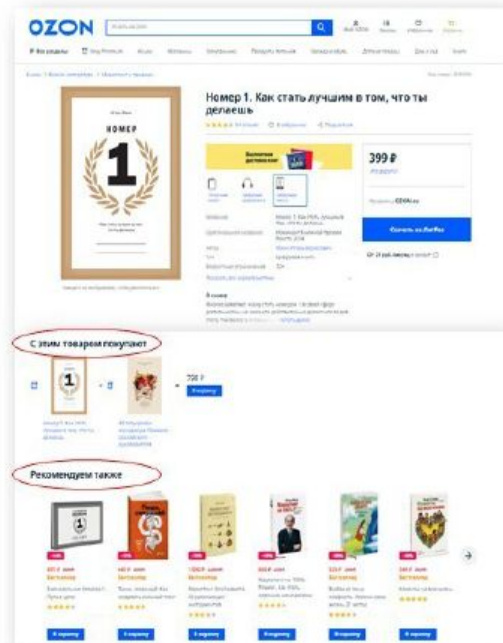
Примеры ГО

Распознавание злокачественных заболеваний на коже или органах человека. Одним из самых полезных применений ИИ – это медицина. С помощью ГО и нейронных сетей компьютеры сегодня могут распознавать злокачественные опухоли еще на ранней стадии и даже лучше, чем опытные доктора. Это хорошо еще и тем, что пациент, находящийся в одной точке земного шара, может переслать свои снимки в лабораторию в другой стране для принятия решения. Предсказывается, что в будущем роботы с помощью ИИ будут выполнять все больше и больше сложных операций без участия человека.

Примеры ГО

Еще одним популярным применением ГО являются так называемые рекомендательные системы: когда при покупке одного товара нам предлагают другой. Наверное, вы видели, когда на сайте появляется фраза: «с этим товаром часто покупают». Или при просмотре фильма, или книги на сайте агрегаторе, вам начинают предлагать фильмы и книги похожей категории или те фильмы, которые смотрели пользователи, похожие на вас по различным параметрам. Все это алгоритмы ИИ, подкрепленные НС.

Примеры Глубокого обучения



Персонализированные рекомендации

