**Нейронные сети**

Алгоритмы, имитирующие/моделирующие работу человеческого мозга

Нейросеть окружают нас повсюду: это и поисковые алгоритмы от Google и Яндекса, и онлайн-переводчики (как Google translate), и вам всем известная Яндекс.Алиса.

Нейросети с помощью аппаратных и программных средств имитируют паутину нейронов в человеческом мозге. Но, так как мы говорим о машинном обучении, результатом всех вычислений являются ноль (нет) или единица (да): то есть машина нам дает ответ, который близок к значению "нет" или "да". Так что хотя они все и пытаются повторить работу мозга, думать по-настоящему они не могут - каждая нейросеть предназначена для выполнения конкретной задачи. Например: играть в шахматы, распознавать текст (на/по фото) или человеческую речь, исправить ошибки в набранном вами тексте, и так далее.

**1. Написание кода:**

Нисходящий и восходящий принципы

Восходящий - изучение работы чего-то, что обладает интеллектом (человеческого мозга) и воссоздание внутренней структуры.

Нисходящий - изучаем сначала само интеллектуальное поведение (пример) и реализуем эту функцию.

Нарисовать картинку со столбиками (нижний слой - больше всего, 4 слоя):

Пример - чтение. Мы читаем слово «мама». Один из нижних столбиков умеет распознавать вот такие \_ палочки, другой | такие, есть еще те, которые распознают наклонные палочки. Когда эти куски активируются в правильном порядке, то уже ко второму-третьему уровню мы уже умеем распознавать, например, букву «А». То есть 2 уровень нашел букву, в которой есть такая палочка, такая палочка и еще такая (нарисовать). Дальше 3-й уровень распознает уже слога, 4-й может уже понимать слово и так далее. Это этап распознавания. Но где же возникает интеллект? Еще выше.

Когда мы говорим о маме, или слышим/читаем слово «мама», или что-то напоминает нам о маме (например, мамина обувь), к нам поступает совершенно разная информация (визуальная, аудио, итд). Но в конечном итоге мы все равно вспомним про одну и ту же маму в нашем мозгу.

Структура хранит последовательности паттернов (например, в слове «мама» буквы идут в каком-то порядке). Если я начну напевать какую-то песню (и вы ее знаете достаточно хорошо), вы можете продолжить с того же места, где я остановился, однако вы не сможете «с ходу» вспомнить всю мелодию и не сможете пропеть ее в обратном порядке. То есть существует последовательность и направление, в котором она читается. Наша память работает авто-ассоциативно, что значит, что мы не храним слово «мама» постоянно в своей голове, мы вспоминаем это только когда, например, слышим это слово. Когда нам нужно вспомнить какой-либо факт, мы часто вспоминаем его по ассоциациям, связанным с ним. В нашей памяти слоев может быть гораздо больше. Когда мы смотрим на букву «А», повернутую набок, к какому-то слою мы всегда поворачиваем ее и распознаем и нам уже неважно, как она повернута. Когда вы смотрите на меня в одной позе, и в другой позе, вам несложно распознать во мне одного и того же человека, хотя я в этих позах вообще не похож. К чему все это? С 2007 года мы наблюдаем большую революцию в нейронных сетях - технологию глубинного обучения.

Все нейронные сети состоят из нейронов. А если конкретней из математической модели работы настоящего нейрона. Суть этой модели в том что есть много входов ( X ) по которым поступают какие то данные ( на примет 1 или 0 ). У каждого сигнала\входа есть вес (сила сигнала W) . Все эти данные обрабатываются внутри нейрона, так называемая функция активации нейрона f(x)

Из этих кубиков собираются слои : входной, скрытый , выходной. Собственно на входной слой подаються сигналы, далее они передаться на скрытый слой ( их может быть и несколько) . В скрытом слое происходит сама работа всей сети. Ну и по аналоги со скрытого слоя данные поступают на выходной. На этих выходных данных и строиться результат работы. Классификация объектов , распознавание или вероятность чего то. Важно помнить, не одна нейронная сеть не дает 100% точности так же как и мозг человека.

Самым известным и масштабным экспериментом с работой искусственного интеллекта по обработке изображений стал опыт Google. Как только они купили YouTube, они просто взяли несколько тысяч компьютеров, взяли нейросеть и взяли YouTube и просто скрестили. Изначально самообучаемая нейросеть не знала о существовании кошек, но после просмотра 10 млн случайных кадров с YouTube в нейросети сформировались нейроны, селективно реагирующие на присутствие кошачьих мордочек на изображениях. При том, что не было изначально никакой задачи находить кошек, просто кошки достаточно популярны и она решила, что это важно для людей))))).

**2. Обучение:**

**Как обучаются нейросети?**

Проведем аналогию, чтобы было проще: как мы учим детей узнавать, например, волка?

Первое: мы учим ребенка находить на наблюдаемой сцене объект. Для этого мы тыкаем пальцем и говорим: "Смотри – волк". Или: "Смотри – заяц". Такая идентификация и является первой задачей нейросети. Дальше мы обучаем ребенка на разных изображениях определять волка; если ребенок угадывает, то мы его хвалим (этап обучения). Но обычно картинок для обучения нам не хватает и тогда мы можем нарисовать волка сами, слепить его из пластилина, показать новый мультик. В машинном обучении это называется "**синтетическая генерация данных**". Ребенок должен узнавать волка даже в том случае, если он спрятался за деревом и когда он лежит в чепчике и очках в кровати бабушки, которую только что съел)))). После того как мы окончательно поняли, что ребенок узнает волка в 90–95% случаев, мы уже не говорим ребенку: "Смотри – волк", так как знаем, что он может найти волка на картинке и его безошибочно распознать. Знания ребенка проверяются на новых книжках, и на этом процесс обучения заканчивается.

**Масштабные эксперименты**

Кроме опыта Google еще одним примером служит проект Facebook под названием DeepFace, алгоритм распознавания лиц на фотографиях, точность которого достигает 97%, независимо от качества фото, степени освещенности и расположения человека на снимке. Разработчики обучали свой алгоритм, используя 4 тыс. фотографий из альбомов 4 млн человек.

Так вот: В 2010 г. появилась база ImageNet, содержащая 15 млн изображений в 22 тыс. категорий. Эта была достаточная выборка для обучения нейросетей. В 2012 г. Крижевский и Хинтон придумали новую технологию (обучение, основанное на графических процессорах). Раньше ПО создавали программисты и они же писали коды для алгоритмов. То есть тебе нужно было сидеть и тыкать каждый раз в картинку: Это - волк, а это - ложка, а это столб, и т.д. Замучаешься так тыкать!!! Теперь машинные алгоритмы обучаются сами на многочисленных примерах из жизни, таким образом программа улучшает себя сама. Самое главное, существенно сократилось время обучения сети. Ведь мы не можем ждать год или два (время, необходимое для узнавания волка ребенком), пока наша нейросеть обучится.

**Сверточная нейросеть - один из видов нейронной сети, сделанный для распознавания видео/фото**

Сверточные нейронные сети частично устойчивы к изменениям масштаба, смещениям, поворотам, смене ракурса и прочим искажениям в изображениях. Сейчас в анализе видео- и фото- изображений в основном используются такие сети.

Появление множества библиотек и инструментов, которые облегчают работу программистов с нейросетью, способствовали бурному росту глубинного обучения на основе нейросетей и дошли до отрасли технических систем безопасности. В принципе, любой желающий может взять готовую нейросеть и доработать ею под свои нужды.

**Необходимые инструменты для полноценного использования**

Но нейросеть нельзя назвать универсальным инструментом. В ее обучении и использовании есть определенные сложности.

Одно дело, если ребенок сможет определить волка, найдя его среди овец. А если это будет большая лохматая собака, бегущая по улице? Или, наоборот, некрупный степной волк размером с обычную собаку? Не всякий взрослый найдет отличия между таким хищником и домашним питомцем. Для полноценного обучения нейронной сети требуется:

1. Большое кол-во данных для обучения. Чем их больше, тем умнее нейросеть.
2. Подготовка данных для обучения и их разметка (отметить волка на каждой картинке). Для этого частично используется автоматизация: план составляют другие сети, большие и уже натренированные.
3. Аргументация данных: их немного «портят» (поворачивают на случайный угол, меняют баланс белого, яркость, масштабируют) для того, чтобы сеть научилась определять объекты, как они встречаются "в жизни".
4. Выбор конкретного набора алгоритмов, то есть определение принципа работы каждого слоя нейросети и его взаимодействия с соседними слоями.
5. Долгие тренировки сети.
6. Своевременность завершения процесса обучения. Нейросеть нельзя обучать "на ходу": такая практика является рискованной, так как сеть может переобучиться или подстроиться под самые последние поступившие данные, потеряв при этом наработанную и "утвержденную" до этого логику.

**Признаки и закономерности**

Не стоит стремиться применять нейросеть во всех случаях. Например, для подсчета посетителей отлично подходят классические методы детекции, дающие высокую степень точности (датчики движения). А вот там, где нельзя заранее сформулировать какие-то четкие признаки объекта, нейросеть подойдет как нельзя лучше (например, детекторы дыма и огня), ведь она сама на основании данных будет устанавливать признаки и закономерности. Правда, в отличие от запрограммированных человеком алгоритмов, эти признаки и закономерности будут находиться глубоко на ее дне, недоступные для понимания пользователей. Некоторых это пугает: даже обращаясь к врачу, мы должны понимать, о чем он говорит и по каким признакам ставит нам диагноз. Но в последнее время ведутся разработки, направленные на перевод машинного языка на "человеческий", чтобы нейросеть могла объяснить, какие критерии она посчитала важными, и уже человек будет в дальнейшем решать, права она или нет и, если что, расставлять для сети приоритеты.

Показать также видео:

https://yandex.ru/efir?stream\_id=vxoTpDDXoCKw