Колледж Автономной некоммерческой образовательной организации высшего образования

«Научно-технологический университет «Сириус»

**Доклад по дисциплине “Введение в специальность”**

***«Нейросети»***

Выполнила:

студентка 1 курса, группы 1.9.7.3

Зорина Екатерина

Проверил:

Старший преподаватель

Тенигин А. А.

Сочи, 2022

Оглавление

[1 Что такое нейросеть? 3](#_Toc122030362)

[2 Когда появились искусственные нейронные сети? 3](#_Toc122030363)

[3 Революция нейросетей 4](#_Toc122030364)

[4 Задачи нейросетей 5](#_Toc122030365)

[5 Виды обучения нейросетей 5](#_Toc122030366)

[5.1 Обучение с учителем 5](#_Toc122030367)

[5.2 Обучение без учителя 6](#_Toc122030368)

[5.3 Обучение с частичным привлечением учителя 7](#_Toc122030369)

[5.4 Обучение с подкреплением 8](#_Toc122030370)

[6 Глубокие нейросети 8](#_Toc122030371)

[7 Где применяются нейросети? 10](#_Toc122030372)

[8 Deepfake 11](#_Toc122030373)

# Что такое нейросеть?

Нейронная сеть представляет собой математическую модель, особый компьютерный алгоритм, функционирование которого основано на серии искусственных нейронов.[6] Суть этой системы такова, что ее не нужно предварительно программировать. Она имитирует работу нейронов в мозге человека, выполняет элементарные вычисления и учится на основе прошлого опыта. Искусственная нейронная сеть не зря получила свое название, ведь оно ссылается к работе нейронов в головном мозге, так как «нейро» происходит от слова нейрон.[3]

# Когда появились искусственные нейронные сети?

Как было сказано ранее, нейронные сети являются примером математической конструкции, мотивированный и вдохновленный изучением человеческого мозга. В связи с этим, конечно, нейронные сети довольно молоды по меркам истории математики; они не могли возникнуть во времена Аристотеля, который считал, что мозг охлаждает кровь и что это отличает человека от животных, потому что у нас есть большой орган для охлаждения крови, и поэтому мы можем рационально подходить к решению той или иной проблемы. Но правда, по меркам истории искусственного интеллекта, нейронные сети - одна из самых старых и древних конструкций.

Судя по всему, первая работа, в которой была предложена математическая модель нейрона и конструкция искусственных нейронных сетей, послужила статья Уоррена Маккаллоха и Уолтера Питтса в 1943 г. Авторы отмечают, что из-за бинарного характера активности нейронов (нейрон либо «включен», либо «выключен», почти во всех случаях без промежуточных состояний), нейроны удобно описывать с помощью пропозициональной логики, а для нейронных сетей был разработан целый логический аппарат для формализации ациклических сетей. Структура искусственного нейрона, названного Маккаллохом и Питтсом Threshold Logic Unit, или Linear Threshold Unit, очень современна: линейная комбинация входных данных, которая затем преобразуется в нелинейность в виде "шага", который сравнивает результат с пороговым значением. По факту, проект Маккаллоха и Питтса еще не относился к машинному обучению: Модели нейронов и нейронных сетей были представлены чисто логически, как система аксиом и правил вывода; эти правила затем использовались для доказательства наборов общих теорем. Авторы размышляли о том, что можно сделать с такими искусственными нейронами на основе пороговых сравнений в целом, а не пытались предложить конкретные работоспособные алгоритмы для этого. Данная «нейронная сеть» еще не была способна к обучению в любом смысле этого слова, и ее непосредственным результатом стало скорее предложение идеи формализации нейронных сетей и нейронной активности в целом, а также демонстрация того, что наши умы вполне могут содержать машину Тьюринга из нейронов.[1]

# Революция нейросетей

В середине нулевых годов, настала революция в машинном обучении. В 2005–2006 гг. научились обучать глубокие нейросети группы исследователей под руководством Джеффри Хинтона и Йошуа Бенджи. Это событие перевернуло всё в машинном обучении. Глубокие нейросети сегодня дают наилучшие результаты по широкому кругу тем. Первейшим крупным производственным хорошим результатом стало распознавание речи. Глубокие сети, сделанные группой под командованием Хинтона, увеличили скорость и значительно улучшили эффективность распознавания, в отличи от классических методов, которые использовались несколько лет до этого. Сегодня каждая программа распознавания, включая голосовые помощники, такие как «Маруся» от VK или «Алиса» от Яндекс, функционирует только глубоких нейросетях. К нашему времени стало известно, как научить различные архитектуры глубоких нейронных сетей.[1]

# Задачи нейросетей

Классификация - разделение данных на классы. Например, на вход дается набор рентгенов мандаринов и нужно распределить, какие из них с косточками, а какие без.

Распознавание - это распознавание текста из голоса или объекта на изображении. В настоящее время это наиболее распространенное применение нейронных сетей. Например, когда нужно определить, кто изображён на фотографии — попугай или голубь.

Регрессия - способность предсказывать следующий ход. Например, рост или падение акции в зависимости от ситуации на фондовом рынке на основе предыдущих данных.[5]

# Виды обучения нейросетей

Два основных вида обучения нейросетей – это обучение с учителем и обучение без учителя, но выделяют также и другие виды.[1]

## Обучение с учителем

В обучении с учителем нейросети на вход подается набор учебных примеров, обычно называемый тренировочным или обучающим набором данных, или же размеченным датасетом, и цель нейросети состоит в том, чтобы выдать уже известный ответ на новый опыт. То есть, каждому примеру из датасета сопоставлен ответ, который алгоритм должен получить, путем сравнивая полученные данные с теми, которые у него есть. Главное предположение здесь заключается в том, чтобы данные, доступные для нейросети, были в некотором роде похожи на данные, на которых затем обученная модель должна быть применена, в противном случае обобщения невозможны.

Классификация и регрессия – основные типы задач, для решения которых используется обучение с учителем.

В задачах классификации входной объект должен быть отнесен к одному из классов, например, для разделения изображений животных на лягушек, змей, пауков и «все остальное»; или от изображения лица человека понять, кто из ваших друзей находится в социальной сети.

Задачи регрессии связаны с непрерывными данными. Нейросети нужно предсказать значение функции, которая обычно может иметь бесконечное число различных значений. Например, чтобы предсказать рост человека, предсказать его вес, предсказать погоду на завтра, предсказать цену акций или, скажем, отметить прямоугольник на фотографии с человеческим лицом - необходимо ввести эти данные прямоугольников на вход вышеуказанного классификатора.[1]

## Обучение без учителя

Часто размеченный датасет очень сложно достать, это трудоемко и времязатратно. Если для конкретной задачи нет отмеченного набора данных, а есть только данные, в которых нужно "найти какой-то смысл", то в этом поможет обучение без учителя. Самый распространенный пример задачи обучения без учителя - это кластеризация. Суть ее в том, что данные должны быть разделены на заранее неизвестные классы в соответствии с определенной мерой сходства, чтобы точки, отнесенные к одному кластеру, были как можно ближе друг к другу, и были наиболее похожи, в то время как точки из разных кластеров должны быть как можно дальше друг от друга, так как они наименее похожи. Решив проблему кластеризации, вы можете, например, выделить пользователей вашего сайта и персонализировать их для каждого кластера, или сегментировать медицинское изображение, чтобы можно было легко определить местоположение опухоли. Другой общей задачей обучения без учителя является снижение размерности. Размерность - это когда входные данные имеют большую размерность и задача является создание представления с меньшей размерностью, которое по-прежнему хорошо отображает входные данные.

Методы обучения без учителя основаны на базовом правиле Хебба. Правило звучит так: «Когда аксон клетки A находится достаточно близко, чтобы возбудить клетку B, и многократно или постоянно участвует в том, чтобы ее активировать, в одной или обеих клетках происходит некий процесс роста или изменение метаболизма, в результате которого эффективность A как клетки, возбуждающей B, увеличивается» Простым языком: когда связь между двумя нейронами используется часто, она тренируется и укрепляется, тем самым становясь сильнее.

Кстати, глубокая нейросеть, предложенная группой Хинтона в середине 2000-х годов обучалась сначала на большом количестве данных без разметки, а затем уже до обучалась на размеченных данных, используя это приближение. Подробнее о глубоких нейросетях я расскажу в шестой главе.[1]

## Обучение с частичным привлечением учителя

Бывает и так, что какие-то данные размечены, а какие-то нет. Такой метод хорош, когда разместить все объекты – трудоёмко или извлечь из всех данных важные признаки проблематично. Для решения такой задачи нейросеть возьмет информацию из данных, на которые у неё есть ответы и будет анализировать взаимосвязь между ней и признаками у данных, на которые ответы не предоставлены, для выдачи результата.

Данный метод машинного обучения часто используется для анализа медицинских снимков, таких как снимки КТ или МРТ. Опытный врач может пометить небольшое количество изображений, показывающих переломы и растяжения, поскольку ручная маркировка всех изображений слишком трудоемка и дорога, а нейронная сеть сама относит оставшиеся изображения к заболеваниям.[2]

## Обучение с подкреплением

Это нейросеть с интерактивным обучением и обратной связью. В этой задаче нейросеть совершает какие-то действия и получает обратную связь, ее действия основаны на обратной связи, то есть, если реакция положительна, то она продолжает предпринимать подобные действия, одновременно пытаясь достичь лучшего результата.

Например, когда жеребенок учится ходить, он сначала делает что-то, хотя бы смутно напоминающее правду, которую подсказывает ему инстинкты и получает результат, который, скорее всего, сначала будет не радующим. Затем он немного меняет свое поведение, возможно это происходит случайным образом, и смотрит, увеличилась ли так сказать, объективная функция, а когда в следствии этого что-то начинает получаться, жеребенок вспоминает, каким образом это произошло, и повторяет то же самое.

Можно сказать, что первой реализацией обучения с подкреплением была модель SNARC, созданная в 1951 году Марвином Минским и его аспирантом Дином Эдмундом. Это была сеть из сорока синапсов, соединенных друг с другом случайным образом и обучавшееся по правилам Хебба на основе вознаграждений, которые давали им ученые.[1]

# Глубокие нейросети

У идей глубоких нейронных сетей практически такая же длинная история, как собственно, и у самих искусственных нейронных сетей. В первый раз глубокие сети представились в середине 1960-х годов. Они были в виде глубоких перцептронов, и создал их А.Г. Ивахненко. Первейшей среди всех глубокой нейросетью можно считать «Neocognitron» Кунихиро Фукусимы, в которой были представлены сверточные сети и активации. Но правда, данная модель не обучалась в так, как мы это себе представляем: веса сети определялись на основе локальных правил обучения без учителя. Приблизительно в тот же промежуток времени были созданы и глубокие архитектуры, сделанные на обратном распространении. Первое применение обратного распространения к произвольным архитектурам было сделано финским студентом Сеппо Линненмаа. В 1970 году он разработал правила для автоматического дифференцирования по графу вычислений.

Глубокие нейросети часто позволяют выразить одни и те же вещи, уточнить те же функции значительно эффективнее, чем неглубокие. Они создают не просто глубокое, но еще и распределенное представление. Здесь говорится о том, что каждый уровень глубокой паутины - это не один нейрон, а сразу множество нейронов, и комбинации значений этих нейронов приводят к показательному взрыву входного пространства.

Сложность глубоких архитектур состоит в том, что если обучать ее алгоритмом обратного распространения ошибки, то произойдет следующее: Крайний уровень, который находится ближе всего к выходу, обучится довольно быстро и довольно хорошо. Затем выясняется, что в основном все нейроны крайнего уровня во всех учебных примерах уже "определились" со своим значением, т.е. их выход либо близок к нулю, либо к однёрке. Если они имеют классическую сигмоидальную функцию активации, это означает, что производная данной функции активации рядом к значению ноль с обеих сторон, но под конец, мы должны умножить все градиенты в алгоритме обратного распространения на эту производную. Получается, что обученный последний слой нейронов еще больше "блокирует" распространение градиентов в вычислительном графе, поэтому предыдущие слои глубокой сети обучаются очень медленно, скорее они даже стоят на месте. Такой эффект носит название проблемы затухающих градиентов.[1]

# Где применяются нейросети?

* В медицине: Нейронные сети помогают улучшить диагностику различных заболеваний, разработку лекарств, создание медицинского страхования и проведение клинических испытаний.
* В сфере искусства: Например, нейронная сеть может оживлять картинки или генерировать мелодию на основе того, что она уже когда-то слушала.
* В бизнесе: Например, нейронная сеть может здорово помочь в обработке больших объемов пользовательских данных или в подборе рекламы в соответствии с предпочтениями.
* В правоохранительной деятельности: Нейронные сети могут помочь правоохранительным органам в поиске преступников, борьбе с наркотиками и терроризмом, а также в быстром отслеживании незаконного контента в интернете.
* В развлечениях: Когда разработчики программного обеспечения поняли, что нейронные сети по меньшей мере забавны, рынок приложений для смартфонов наводнился программами для редактирования изображений, основанными на искусственных нейронных сетях. С такими приложениями, как знаменитое FaceApp, вы можете не только развлечься, но и кардинально изменить свою внешность: нанести профессиональный макияж, изменить прическу, скорректировать черты лица и даже добавить эмоции и мимику. Нейронные сети знают многое о человеческих лицах: они могут распознать возраст, пол и настроение на фотографии, предсказать, как будет выглядеть лицо, когда оно постареет, и оживить статичное изображение.[3]

# Deepfake

Дипфейк – это видео, в котором выражение лица одного человека накладывается на лицо другого. Нейросеть, которая создает дипфейки, называется – автоэнкодер.

Эта нейросеть состоит из энкодера, “латентного пространства “ и декодэра. Энкодер принимает изобажение и сжимает его до небольшого количества переменных, декодер же берет это компактное представление, известное, как “латентное пространство”, и пробует декодировать его, получив исходное изображение.

Энкодэр – это тип алгоритма сжатия с потерями, который пробует сохранить как можно больше информации о лице, в то время как латентное пространство извлекает только важные детали, такие как направление лица, открыты или закрыты глаза, радуется человек или злится. Важно отметить, что автоэнкодеру необходимо хранить только те черты лица, которые меняются с течением времени. Ему нет нужды запоминать цвет бровей, размер губ или родинки на лице. Если цвет глаз, например, на обеих фотографиях одинаковый, декодер автоматически рисует глаза голубыми.[4]

**Заключение**

Нейросети улучшают жизнь людей во многих сферах, в которых будут применяться. Нейросети позволяют автоматизировать процессы и быстро выполнять большой объём работ в обработке данных, а также более точные прогнозирования событий на основе этих данных. Нейросети открывают новые возможности в интерфейсах взаимодействия с пользователями и фактически позволяют общаться с компьютером, как с человеком.

В тоже время с нейросетями могут уйти в прошлое некоторые профессии. Как показывает практика, этой технологией также могут пользоваться злоумышленники в своих корыстных целях, что говорит о поиске решений по выявлению недобросовестного использования нейросетей. Также стоит вопрос об ответственности ИИ в вопросах принятия решений за человека.

**Список использованных источников**

1. С. Николенко, А. Кадурин, Е. Архангельская - Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей. - 2018.
2. Обучение нейросети с учителем, без учителя, с подкреплением // Neirohive URL: <https://neurohive.io/ru/osnovy-data-science/obuchenie-s-uchitelem-bez-uchitelja-s-podkrepleniem/> (дата обращения: 20.11.2022).
3. Нейросети: путь прогресса или бомба замедленного действия? // DNS клуб URL: <https://club.dns-shop.ru/blog/t-57-tehnologii/21896-neiroseti-put-progressa-ili-bomba-zamedlennogo-deistviya/?utm_referrer=https%3A%2F%2Fyandex.ru%2F> (дата обращения: 19.11.2022).
4. Я создал свой собственный дипфейк за две недели и $552 // Хабр URL: <https://habr.com/ru/post/482684/> (дата обращения: 18.11.2022).
5. Нейронные сети для начинающих. Часть1 // Хабр URL: <https://habr.com/ru/post/312450/> (дата обращения 20.11.2022).
6. Нейросети: что это, для чего нужны – принцип работы нейронных сетей, виды, области применения // Блог ЯПрактикума URL: <https://practicum.yandex.ru/blog/chto-takoe-neyronnye-seti/#id1> (дата обращения 19.11.2022).