

## АРХИТЕКТУРА РАБОТЫ СОВРЕМЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

*Соболевский Николай Романович, студент 4-го курса  
кафедры «Мосты и тоннели»*

*(Научный руководитель – Ходяков В.А., старший преподаватель)*

В Германии в 1938 году появился первый в мире прототип электронно-вычислительной машины, благодаря инженеру Конраду Цузе названная: Z1 и имевшая мощность в 1Гц, то есть 1 цикл в секунду, и массу в 1 тонну. Позже, уже к 1944 состоялась разработка четвертого поколения ЭВМ: Z4, превышающая первое – в 3 раза, и именно с этого момента изобретение получило более конкретное будущее: возможность применения устройств для проведения расчетов стали рассматривать крупные исследовательские центры, а его возможности в применении и влиянии на развитие будущего начали все стремительнее распространяться в различных отраслях, выходя за рамки научных областей физики и математики.

Однако за год до Z4, в 1943 году американский нейропсихолог Уоррен Мак-Калок и его близкий друг, нейролингвистик, логик и математик Уолтер Питс создали идею работы нейронных сетей и реализовали первый алгоритм с помощью ЭВМ.

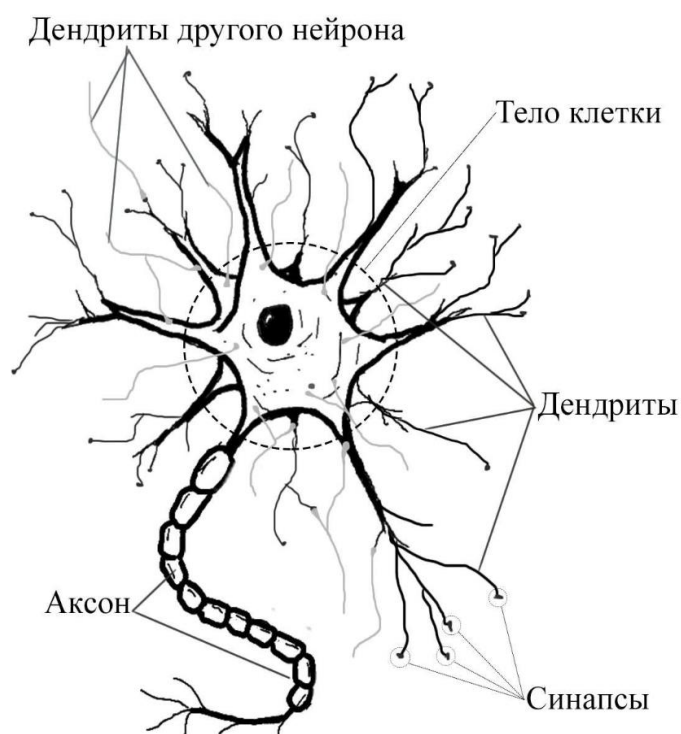


Рисунок 1 – Строение нейрона мозга

Принцип работы нейросети взят напрямую со строения и взаимодействия нейронов в мозге (Рис.1). Дендриты представляют собой источники входных данных, телок клетки, либо сома, являются одновременно и процессором, производящим некоторого рода алгоритмы, аксон же является уже источником выходных данных после обработки, синапсы выполняют роль контактов с другими нейронными клетками.

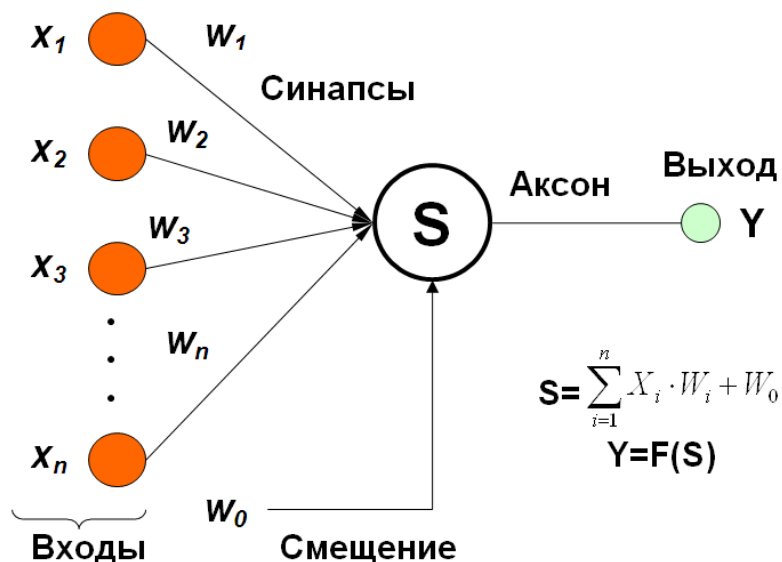


Рисунок 2 – Схема формального нейрона

Именно этот принцип и лег в основу философии создания нейронных сетей на ЭВМ, только с некоторым упрощением. На Рис .2 представлена алгоритмическая схема современной конструкции нейрона. Мы имеем своеобразные дендриты, представленные входными данными  $x_1, x_2, x_3 \dots x_n$ , имеют диапазон численного значения от 0 до 1. Синапсы  $W_1, W_2, W_3 \dots W_n$ , имеющие веса в численном понимании, являются уже основными связями между входными данными и не посредственно телом, которое определяет основной алгоритм и выходные данные, названный аксоном. Сам алгоритм обработки входных данных имеет всегда одну форму.

$$S = \sum X_i \cdot W_i + W_0$$

Значение  $S$  так же как и значение  $x_n$  имеет диапазон численного значения от 0 до 1. У синапсов значения весов имеют граничные условия по множеству целых чисел. На выход же поступает в зависимости от граничного числа либо 0, либо 1, а это самое граничное условие то же имеет диапазон численного значения от 0 до 1. Для преодоления граничного условия значения  $S$ , вводится значение смещения  $W_0$  на любое натуральное либо отрицательно целое число. Таким образом мы имеем выходные данные, которые работают на представление «лампочки», которая либо горит, либо не горит, а определяет это

состояние – граничное число, которое можно регулировать благодаря смещению, и математической функции. Число сравниваемое с граничным определяется как сумма произведений входных данных на веса синапса.

В результате у нас есть понятие конструкции нейрона, однако, как и в случае с мозгом, решение сложных задач происходит за счет структурирования отдельных элементов, это структурирование имеет название архитектуры нейронной сети. На рис. 3 представлены все типы архитектур нейросетей на данный момент.

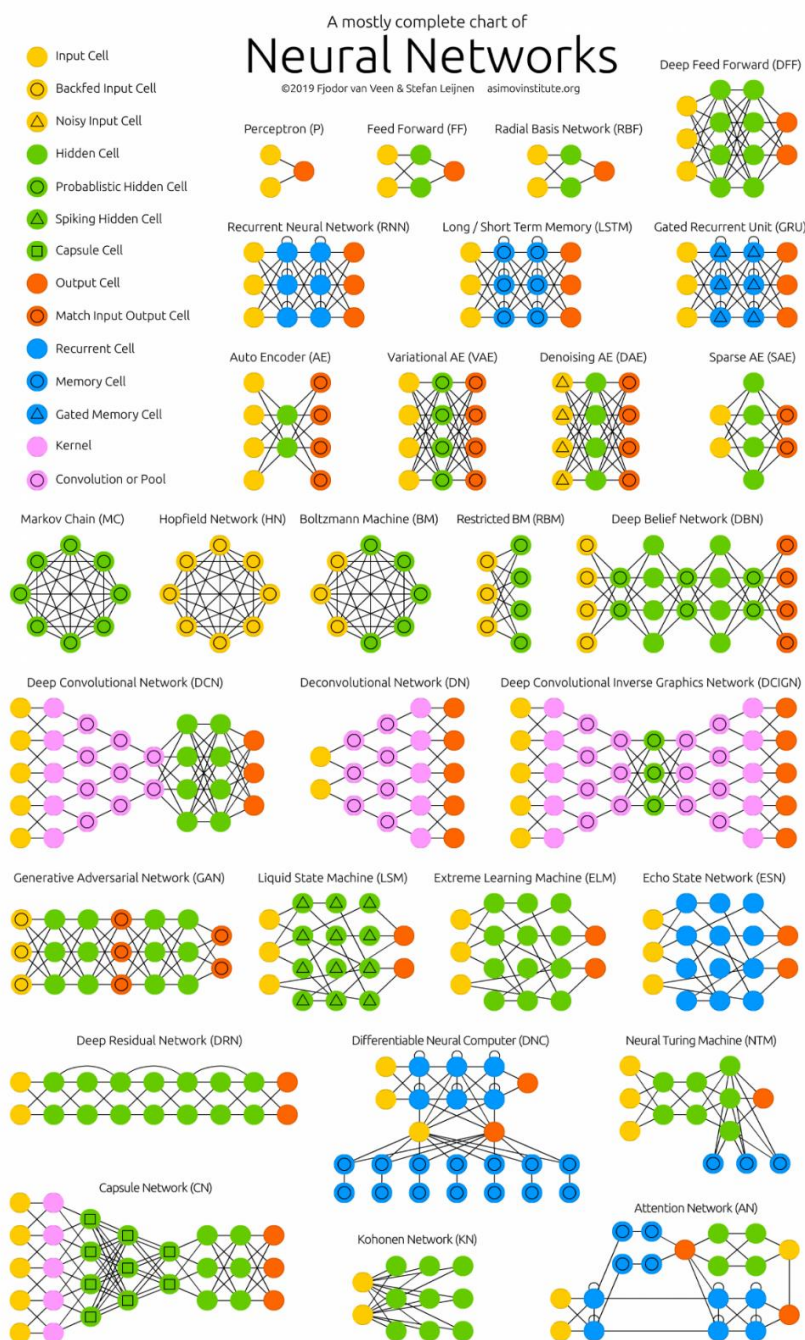


Рисунок 3 – Типы архитектур нейросетей

Самое простое структурирование – Перцептрон. Это нейросеть является прямолинейной. Она получает данные входа и выхода, а потом решая обратную задачу пытается определить веса синапсов, а поняв их, имеется возможность вносить новые данные и получать результаты по обученной сети. Сама структура представляет собой набор из массивов, расположенных столбцом и соединенных во всех направлениях, кроме вертикального – множество детерминированных, то есть отдельных единиц, выполняющих каждый свою функцию от общей функции, частей нейросети, которая состоит их массива сходного слоя, то есть массива ввода, массива скрытого слоя, выполняющего ключевую роль в обработке данных и выходной массив, который выполняет роль результирующего.

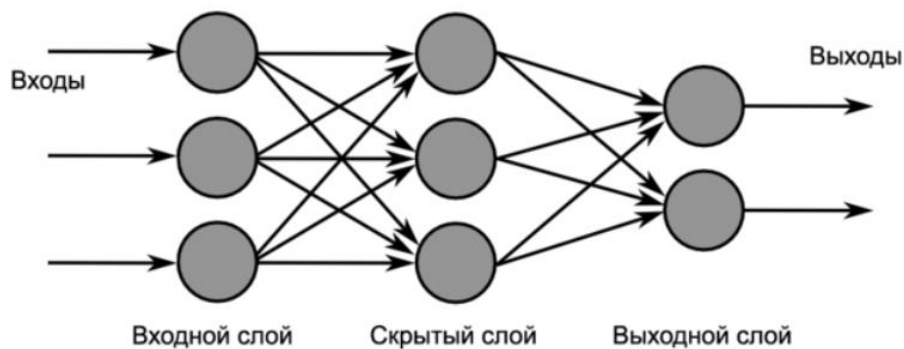


Рисунок 4 – Строение перцептрона

В скрытом слое нейросети после обработки входных данных возбуждаются определённые нейроны. Понятие возбуждение имеет смысл возникновения в нейроне значения 0 или 1, то есть условие загорания «лампочки», а ее действие в свою очередь зависит от математической функции выбора – сигмоиды, изображенной на рис. 5.

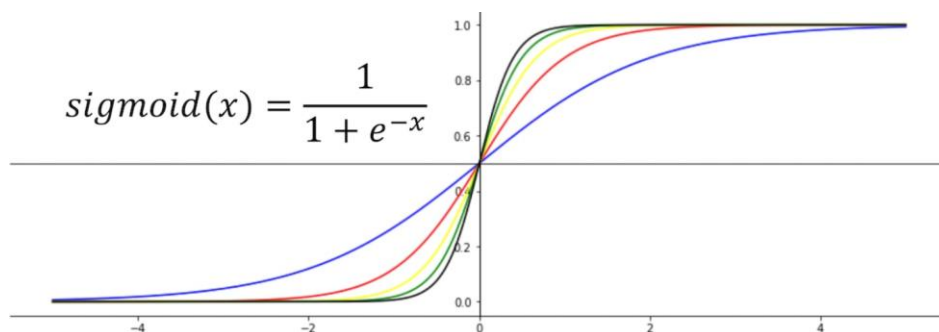


Рисунок 5 – Представление сигмоиды

Сигмоид является основной функцией выбора в возбуждения отдельных нейронов. Однако в последнее время более широкое распространение получила функция активации ReLU (рис. 6). Изменение в активирующей функции стало необходимым по причине эффективности работы, так как у функции ReLU при

достижении граничного условия, в данном примере 0, график возрастает, давая меньшую возможность вариации, а при несоответствии граничному условию значения в нейроне равно 0, то есть «лампочка» не горит, когда сигмоида давала возможность в определении значения в большем диапазоне, что давало не всегда корректное поведение сети.

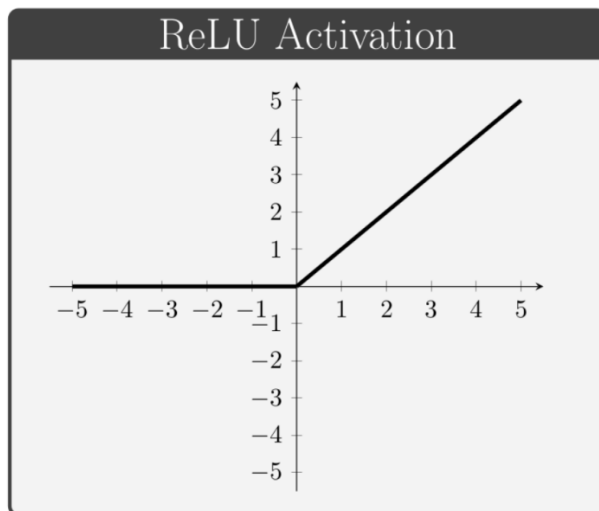


Рисунок 7 – Функция активации ReLU

Возбуждение, то есть активация в свою очередь ведет к возбуждению связанных далее с ними нейронов. Таким образом вычисление идете по нескольким путям в конечном итоге, приводящим к одному варианту. Структура может состоять из большего чем 1, множества скрытых слоев, регулирующих поведение нейросети.

Выбор в результирующем массиве необходимых значений происходит по тому же принципу, что и вскрытых слоях, только является уже итоговым.

Концепция работы нейросети имеет тесную связь с изучением теории графов, а именно их решению в различных вариациях вершин и ребер. Таким образом обучение происходит непосредственно на уже готовых данных, что является способом «с учителем». Существует 2 типа обучение: «с учителем» и «без учителя». Второй тип ближе к понятию работы человеческого мозга, разрабатывался финским ученым Теуво Кохоненом, создавший свою архитектуру нейросети. он подразумевает наличие исключительно входных данных, а содержание выходных данных определяется отдельно, алгоритмическим путем так, чтобы одинаковые входные определения сохраняли свойство схожести после обработки.

Таким образом регулируя структуру и параметры нейронной сети появилась возможность обучать и решать большой спектр задач, в особенности по определению алгоритмов работы некоторых структур данных. Одна из

основных задач на структурирование данных это задача «Титаника», а именно определение людей, которые выживут при крушении «Титаника», имея статистику тех, кто погиб, имея определённые параметры: вес, рост, возраст и др. Введя собственные данные можно получить вероятность гибели в данной ситуации.

На данный момент нейронные сети решают множество задач в таких областях как например кредитование: получение решения выдачи кредита исходя из кредитной истории объекта и других его личных данных, голосовые вспомогательные технологии, такие как «Алиса», обученные на огромном количестве диалогов.

В строительной отрасли есть возможность найти применение нейросетей для исследования и анализа поведения конструкции в целом, при большом количестве внешних условий. Существует возможность определения с большой вероятностью внутренних усилий, используя для обучения основные уравнения строительной механики.