

1.3 Модель искусственной нейронной сети в классификации

Как и любая другая математическая модель, нейронная сеть может быть записана как система уравнений, но куда проще и понятнее рассматривать ее как своеобразный граф по ребрам которого «текут» данные и преобразуются в узлах.

Базовой единицей выступает нейрон – узел графа. Раскроем его структуру. На рисунке 1.5 схематично представлен искусственный нейрон.

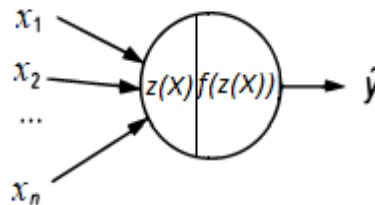


Рисунок 1.5 – Схема искусственного нейрона

Примечание – Источник: собственная разработка на основе [4 с. 52].

Стрелки входящие в нейрон называют входными активациями. По сути $x_i, i = \overline{1, n}$ просто число для отдельного примера с которым работает модель. Функция $z(X), X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ называется сумматорной, она отвечает за восприятие нейроном входных активаций. Функция $f(z(x))$ – активационная (придаточная функция) отвечает за формирование выходной активации. Обозначение \hat{y} на описываемой диаграмме представляет выходную активацию нейрона.

Фактически нет ограничений на вид сумматорной и активационной функций, но в качестве сумматорной функции, как правило, используется просто линейная комбинация входных активаций:

$$z(X) = \sum_{i=1}^n \omega_i x_i + b. \quad (1.11)$$

где x_i – i -я входная активация;

ω_i – вес i -й входной активации;

b – свободный член.

В данной работе не рассматриваются модели с сумматорной функцией другого вида, потому, вперть, при любом упоминании сумматорной функции имеется ввиду выражение (1.11). Давайте, для краткости записи за таким выражением по умолчанию, просто закрепим обозначение z . А рисунок 1.5 примет вид как на рисунке 1.6.

Даже в базовой литературе в области нейронных сетей разнообразие активационных функций куда шире нежели используется в этой работе. Можно сказать, что в случае схемы 1.6 вид нейрона полностью определяется видом его активационной функции. В этой работе используются лишь два вида нейронов: сигмоидальный и ReLU.

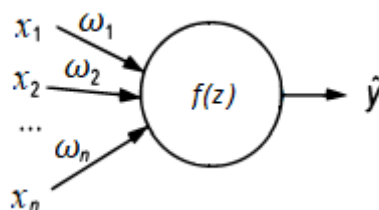


Рисунок 1.6 – Схема искусственного нейрона при линейной сумматорной функции

Примечание – Источник: собственная разработка.

С активационной функцией сигмоидального нейрона мы уже встречались раньше, это ничто иное как логит функция:

$$\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}.$$

ReLU (Rectified linear unit) нейрон имеет активационную функцию вида:

$$f(z) = \begin{cases} 0, & z < 0 \\ z, & z \geq 0 \end{cases} \quad (1.12)$$

Набравшись некоторой теории касательно аналитической записи отдельных нейронов, перейдем к рассмотрению того как нейроны объединяют в нейронные сети.

Выделяют ряд нейросетевых архитектур, но самая простая – архитектура прямого распространения. Слоем нейронной сети, в контексте сетей прямого распространения, будем называть множество нейронов одного типа, получающих информацию только от нейронов предыдущего слоя и передающих информацию только нейронам следующего слоя. Слои выстраиваются один за другим и формируют цепочку преобразований входных данных. Далее любая сеть о которой пойдет речь будет предполагаться сетью с архитектурой прямого распространения.

В общем такая нейросетевая архитектура может быть представлена в виде рисунка 1.7.

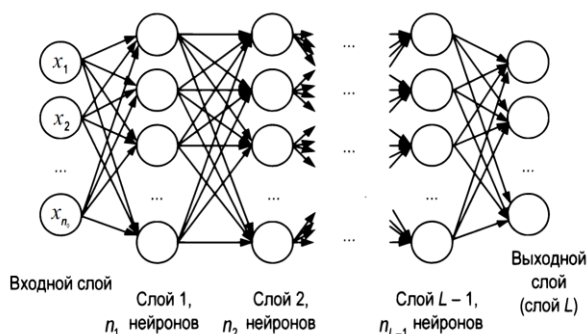


Рисунок 1.7 – Обобщенная нейросетевая архитектура

Примечание – Источник: собственная разработка на основе [4 с. 95].

Входной слой (нулевой слой, слой с номером 0) это даже не в полной мере нейроны – это представление на рисунке, того как в модель попадают входные данные. Все последующие слои с номерами от 1-го до $(L-1)$ -го называют скрытыми слоями нейронной сети. Активации выходного (слой с номером L) слоя представляют собой предсказания нейронной сети, для данных заявленных во входном слое.

Более детально рассмотрим взаимодействие соседних слоев сети в терминах введенных выше. Обозначим $\omega_{ji}^l, j = \overline{1, n_l}, i = \overline{1, n_{l-1}}$ – вес выходной активации i -го нейрона $(l-1)$ -го слоя в суммарной функции j -го нейрона l -го слоя. В этом обозначении легко запутаться, потому при необходимости можно посматривать на рисунок 1.8.

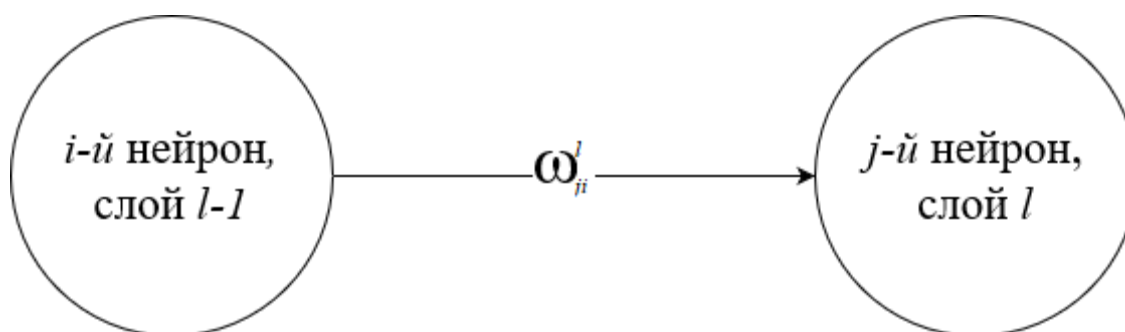


Рисунок 1.8 – Обозначения связывания соседних слоев

Примечание – Источник: собственная разработка.

В целом, процесс идентификации нейронной сети и заключается в выборе последовательности слоев нейронов различных видов и числа нейронов входящих в каждый из слоев. Не возникает сомнений, что архитектура искусственной нейронной сети может принимать очень разный вид, особенно для различных задач, но даже одна и та-же задача может иметь несколько обоснованных архитектур.

В этой работе будет рассмотрена архитектура, которую можно рассматривать как развитие идеи логистической регрессии, перейдем к ее описанию.

В предыдущем разделе было показано, почему логистическая регрессия является линейным классификатором и обоснована необходимость добавления некоторой нелинейности в названную модель.

Возвращаясь к сигмоидальному нейрону получается, что модель логистической регрессии может быть представлена как нейронная сеть без скрытого слоя. Для биномиальной логистической регрессии такая архитектура представлена на рисунке Б.1. Для перехода к мультиномиальной достаточно добавить в выходной слой столько нейронов сколько имеется классов.

Основная идея рассматриваемой в этой работе архитектуры состоит в том, чтобы добавить в модель скрытые слои содержащие ReLU нейроны. Схематично такая архитектура представлена на рисунке Б.2. Получится, что если выразить сумматорную функцию выходного слоя через веса соединяющие различные слои