# Искусственный нейрон [M.161]

Ключевую роль в понимании принципов функционирования нейронных сетей играет знание того, как работает искусственный нейрон. В основе его действия лежат те же принципы, по которым работает его биологический прототип. Поэтому начнем с краткого рассмотрения свойств биологического нейрона.

## Биологический нейрон

Биологический нейрон — это нервная клетка, являющаяся основным элементом нервной системы живых организмов. Именно нейроны, взаимодействуя между собой, обеспечивают протекающие в нервной системе процессы поиска, передачи и обработки информации.

Биологический нейрон состоит из *тела клетки*, или *сомы* — оболочки, содержащей вещества, необходимые для обеспечения жизнедеятельности клетки. Размер тела клетки составляет от 3 до 100 мкм. Внутри расположено *ядро*. Нейрон соединяется с другими нейронами через отростки двух видов: многочисленные тонкие, сильно ветвящиеся *дендриты* и единственный *аксон*, более толстый и разветвляющийся на конце. Сигналы от других нейронов поступают в клетку через так называемые *синапсы*, образующиеся в местах контакта дендритов одного нейрона с телом другого, а передаются через аксон (рисунок 1).

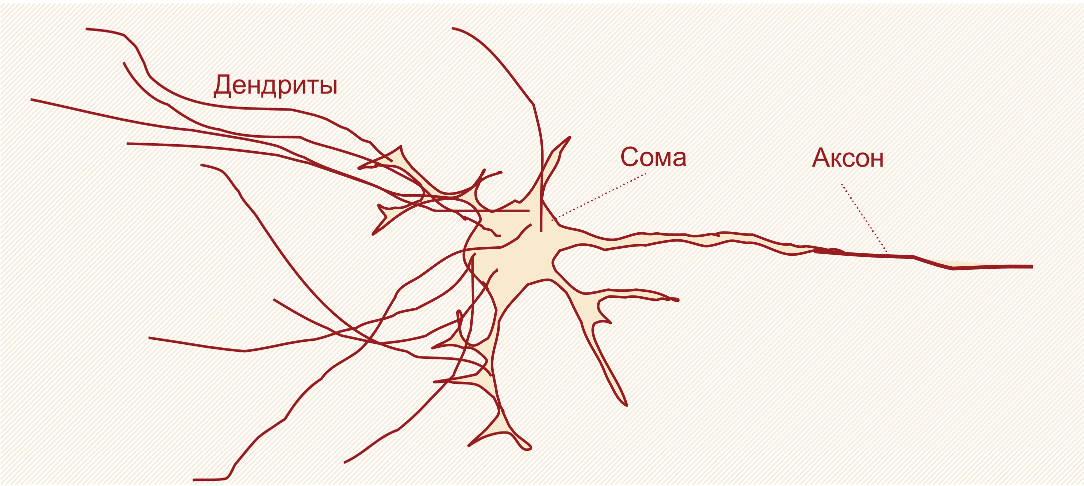



Рисунок 1 – Строение биологического нейрона

Передача сигналов внутри нервной системы представляет собой сложный электрохимический процесс. Нервные импульсы передаются между нейронами с помощью специальных биохимических веществ, называемых *нейромедиаторами*, которые служат раздражителями, заставляющими нейрон переходить в возбужденное состояние. Если рассматривать процесс упрощенно, то под воздействием нейромедиаторов синапсы могут изменять способность передавать сигнал. Иными словами, каждой межнейронной связи (синапсу) можно поставить в соответствие некоторый коэффициент или *вес*, на который должно умножаться значение сигнала, поступающего через синапс. Эти веса могут принимать как отрицательные, так и положительные значения. Связи, имеющие положительные веса, называются *возбуждающими*, а имеющие отрицательные веса — *тормозящими*.

Сигналы, принятые через синапсы, поступают в тело нейрона, где происходит их суммирование. При этом одни связи являются возбуждающими, а другие — тормозящими. В зависимости от баланса возбуждающих и тормозящих связей нейрон сам может перейти в возбужденное состояние: как только суммарное возбуждение превышает некоторый *порог активации*, нейрон начинает через аксон передавать сигналы другим нейронам. Интенсивность сигнала роли не играет, так как работает принцип «всё или ничего». Если соотношение возбуждающих и тормозящих связей таково, что порог активации превышен, нейрон переходит в возбужденное состояние, если нет — то в тормозящее.

Данная ситуация поясняется на рисунке 2, где иллюстрируется так называемая *активационная функция* нейрона. Она имеет вид ступеньки. Если сумма возбуждающих и тормозящих сигналов, поступающих на вход нейрона через синапсы, не превышает некоторого порога $T$, то сигнал на выходе нейрона в соответствии с активационной функцией равен 0. Если сумма превышает этот порог, то нейрон переходит в состояние возбуждения и передает сигналы другим нейронам.

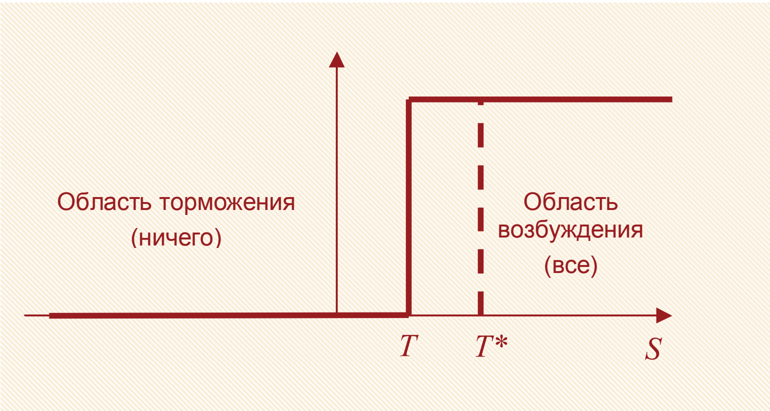



Рисунок 2 – Ступенчатая активационная функция

Несмотря на огромное количество нейронов в мозге, они составляют лишь несколько процентов от его объема; остальное место занято межнейронными связями, при этом число связей каждого нейрона не имеет аналогов в электронной технике. Исследования показали, что именно строго организованное взаимодействие огромного количества синаптических связей обеспечивает высокую производительность мозга в плане обработки информации.

Таким образом, нейрон выполняет простейшее преобразование: суммирует входные сигналы, взвешенные с помощью весов синаптических связей, и сравнивает полученные значения с порогом активации. Каждый нейрон обладает своим набором весов и порогом, значения которых могут рассматриваться аналогично содержимому памяти компьютера.

Благодаря огромному количеству работающих параллельно нейронов и числу связей между ними (каждый нейрон имеет до 20 000 связей) ошибки в работе отдельных нейронов теряются в массе взаимодействующих клеток и не оказывает практически никакого влияния на результаты деятельности всей системы.

Огромные способности к обработке информации, исключительная устойчивость и стабильность работы нейронной сети мозга не могли не привести к попыткам создать вычислительные системы, действующие по аналогичным принципам. Но к сожалению, современные технологии не позволяют создавать нейронные сети, сопоставимые по масштабам с нейронной сетью мозга.

## Искусственный нейрон

Искусственный нейрон является процессорным элементом, на основе которого строятся искусственные нейронные сети. Подобно биологическому прототипу искусственный нейрон выполняет взвешенное суммирование своих входов с последующим нелинейным преобразованием результата, аналогичным сравнению с порогом активации.

Искусственный нейрон состоит из таких основных элементов, как:

- набор входных связей (синапсов) $x_i$, каждая из которых имеет вес $w_i$. Значения весов нейронов могут быть как положительными, так и отрицательными;

- сумматор для суммирования входных сигналов $x_i$, взвешенных весами $w_i$;
- активационная функция $f(S)$, выполняющая преобразование (обычно нелинейное) значений с выхода сумматора.

Модель искусственного нейрона схематично представлена на рисунке 3.

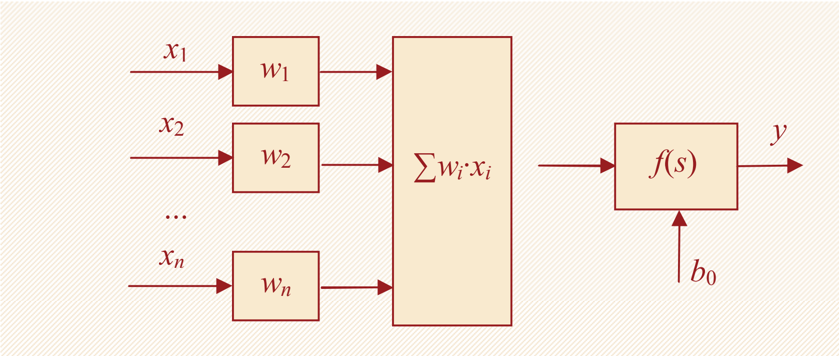



Рисунок 3 – Обобщенная модель искусственного нейрона.

В математическом смысле искусственный нейрон — это абстрактная модель биологического нейрона. Каждое значение $x_i$, поступающее по $i$-й синапсической связи, умножается на вес связи $w_i$. Тогда взвешенная сумма входов нейрона будет

$$S = w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \ldots + w_n \cdot x_n + b_0 = \sum_{i=1}^{n} w_i \cdot x_i + b_0 \qquad (1)$$

Свободный член $b_0$ в выражении (1) называется смещением (bias). Оно позволяет дополнительно управлять уровнем активации нейрона, сдвигая активационную функцию вправо или влево вдоль горизонтальной оси. Увеличивая смещение, мы повышаем порог активации и искусственно вводим некоторое торможение нейрона, а уменьшая, как бы «подталкиваем» нейрон, заставляем его выдавать большее значение на выходе для меньших значений $S$.

В некоторых случаях используется матричная запись выражения (1): смещение $b_0$ также рассматривается как дополнительный вес $w_0$ при фиктивном входном значении $x_0 = 1$. Тогда выражение (1) записывается как

$$S = w_0 \cdot x_0 + w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \ldots + w_n \cdot x_n + b_0 = \sum_{i=0}^{n} w_i \cdot x_i \ ,$$

где $\mathbf{X} = \{x_0, x_1, \ldots, x_n\}$, $\mathbf{W} = (w_0, w_1, \ldots, w_n)$.

После того как полученная сумма будет преобразована с помощью активационной функции, выход нейрона $y$ составит $y = f(S)$.

Графически преобразование данных искусственным нейроном можно проиллюстрировать следующим образом (рисунок 4).

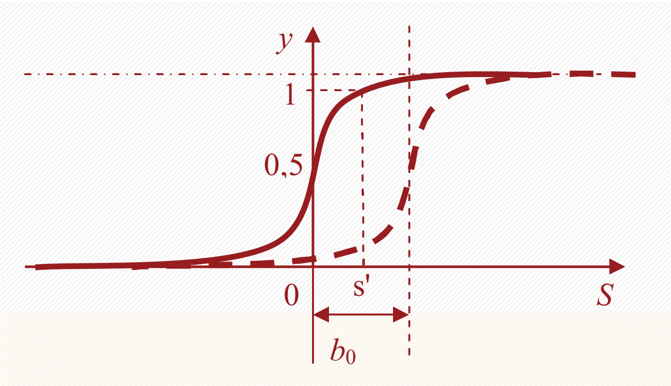


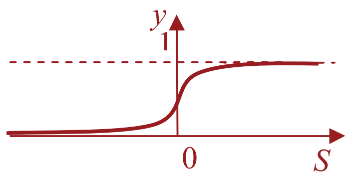
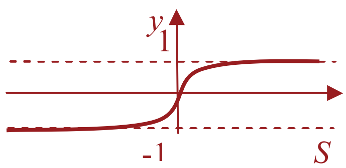
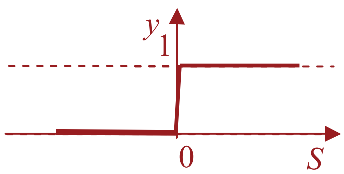

Рисунок 4 – Логистическая активационная функция

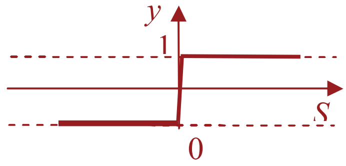
По горизонтальной оси графика откладывается результат взвешенного суммирования входных значений нейрона, а по вертикальной — его выходное значение. Оно полностью определяется видом активационной функции. На рисунке представлена так называемая логистическая активационная функция с насыщением, или *сигмоида*. При увеличении $S$ происходит ограничение выходного значения нейрона между 0 и 1. Если $S$ изменяется вблизи 0, то выход нейрона меняется существенно, а область изменения определяется крутизной активационной функции. При уходе $S$ в область насыщения выходное значение нейрона y стремится к 0 или 1.

## Активационная функция нейрона

Активационная функция играет очень важную роль в работе как отдельного нейрона, так и нейронной сети в целом. При построении нейронных сетей могут использоваться различные виды активационных функций, основные из которых представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Распространенные активационные функции

| Название | График функции | Формула |
|---|---|---|
| Логистическая функция (сигмоида) |  | $y=\dfrac{1}{1+e^{-as}}$ |
| Гиперболический тангенс |  | $y=\dfrac{e^{as}-e^{-as}}{e^{as}+e^{-as}}$ |
| Жесткий порог (функция единичного скачка) |  | $y=\begin{cases}1, & S\ge 0\\ 0, & S<0\end{cases}$ |

| | | |
|---|---|---|
| Симметричный жесткий порог |   | $y=\begin{cases}1, & S\ge 0\\ -1, & S<0\end{cases}$ |

Выбор активационной функции зависит от характера преобразования, который должна выполнять нейронная сеть, а также от применяемого метода обучения. Например, логистическая функция и гиперболический тангенс имеют полезное свойство непрерывности и дифференцируемости на всей числовой оси, что позволяет использовать их в методах обучения, в которых присутствует производная активационной функции (так называемые градиентные методы). Жесткий порог и симметричный жесткий порог удобно применять в бинарных нейронных сетях, где выход нейрона может принимать только два состояния.

## Сигмоидальный нейрон

Одной из наиболее часто применяемых моделей нейрона является так называемый сигмоидальный нейрон, использующий сигмоидальную активационную функцию — логистическую или гиперболический тангенс (см. таблицу 1). Структура сигмоидального нейрона представлена на рисунке 5.

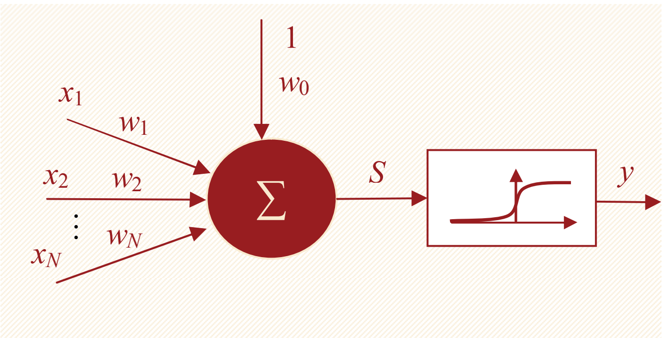



Рисунок 5 – Сигмоидальный нейрон

Основное преимущество сигмоидального нейрона — непрерывность и дифференцируемость активационной функции на всей числовой оси, что позволяет использовать для обучения нейронных сетей, построенных на таких нейронах, градиентные алгоритмы обучения. Модели нейронов, применяющие разрывные активационные функции, такие как линейный и жесткий пороги, не позволяют использовать при обучении информацию об изменении значения $y$, поскольку производная в точках разрыва функции не существует. К таким нейронным сетям возможно применение только неградиентных методов обучения, что приводит к возрастанию длительности обучения и не гарантирует его успех.

Существуют и другие модели искусственных нейронов, такие как модель МакКаллока-Питтса и пр. Но мы ограничим рассмотрение сигмоидальным нейроном, поскольку большинство задач Data Mining могут быть эффективно решены с помощью сетей, построенных на нейронах данного типа.

## Пример вычисления выхода нейрона

Чтобы обеспечить лучшее понимание принципов работы искусственного нейрона, покажем, как вычисляется результат на его выходе. Рассмотрим нейрон с логистической активационной функцией.

Пусть на вход нейрона поступает 4 сигнала $x_i$ ($i = 1 \ldots 4$), где $x_1 = 0{,}4$, $x_2 = 0{,}7$, $x_3 = 0{,}6$ и $x_4 = 0{,}2$ (рисунок 6). Значения входов нейронов нормируются к 1. Каждая связь обладает некоторым весом $w_i$. Значения весов зададим следующим образом: $w_1 = 0{,}8$, $w_2 = -1{,}2$, $w_3 = 1{,}5$ и $w_4 = 0{,}35$. Смещение пусть будет равно $b_0 = 0{,}5$.

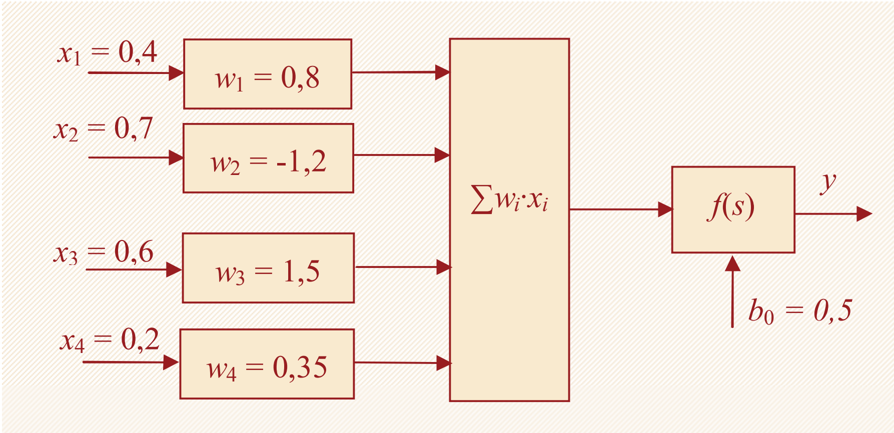



Рисунок 6 – Вычисление выхода нейрона

В соответствии с формулой (1) рассчитаем взвешенную сумму входов нейрона:

$$S = \sum_{i=1}^{n=4} w_i \cdot x_i + b_0 = 0{,}4 \cdot 0{,}8 + 0{,}7 \cdot (-1{,}2) + 0{,}6 \cdot 1{,}5 + 0{,}2 \cdot 0{,}35 = 0{,}32 - 0{,}84 + 0{,}9 + 0{,}07 + 0{,}5 = 0{,}95$$

Теперь вычислим результат преобразования полученной суммы с помощью сигмоидальной активационной функции, полагая крутизну $a = 1$:

$$y = \frac{1}{1 + e^{-as}} = \frac{1}{1 + e^{-1 \cdot 0{,}95}} = 0{,}72\,.$$

Из графика логистической функции можно увидеть, что выходные значения нейрона всегда лежат в диапазоне от $0$ до $1$. Кроме того, значения $y < 0{,}5$ соответствуют отрицательным суммам $S$, а $y \geq 0{,}5$ — положительным. Следует отметить, что при использовании сигмоидальной активационной функции не выполняется принцип «всё или ничего», реализуемый моделью, использующей ступенчатую активационную функцию единичного скачка. В сигмоидальном нейроне зависимость выхода от взвешенной суммы его входов является плавной и непрерывной с насыщением для больших отрицательных и положительных $S$. Иными словами, можно выделить интервал $[-S; S]$, в котором выход нейрона будет существенно зависеть от $S$. Этот интервал определяется параметром крутизны $a$ активационной функции. Подбирая параметр крутизны в процессе обучения нейронной сети, можно оптимизировать его результаты, поэтому крутизна активационной функции является одним из настраиваемых параметров.