

1 Введение в нейронные сети

1.1 Основные свойства нейронных сетей

Исследования по искусственным нейронным сетям связаны с тем, что способ обработки информации человеческим мозгом принципиально отличается от методов, применяемых обычными цифровыми компьютерами. Мозг представляет собой чрезвычайно сложный, нелинейный, параллельный компьютер. Он обладает способностью организовывать свои структурные компоненты, называемые нейронами, так, чтобы они могли выполнить конкретные задачи (такие как распознавание образов, обработку сигналов органов чувств, моторные функции) во много раз быстрее, чем могут позволить самые быстродействующие компьютеры. Мозг имеет совершенную структуру, позволяющую строить собственные правила на основе опыта. Опыт накапливается с течением времени.

Понятие развития нейронов мозга связано с понятием пластичности мозга – способностью настройки нервной системы в соответствии с окружающей средой. Аналогично в искусственных нейронных сетях производится настройка искусственных нейронов и формируется структура нейронной сети. В общем случае нейронная сеть представляет машину, моделирующую способ обработки мозгом конкретной задачи. Эта сеть обычно реализуется с помощью электронных компонентов или моделируется программой.

Таким образом, можно дать следующее определение нейронных сетей, выступающих в роли адаптивной машины [1]:

нейронная сеть – это громадный распределенный параллельный процессор, состоящий из элементарных единиц обработки информации, накапливающих экспериментальные знания и представляющих их для последующей обработки. Нейронная сеть сходна с мозгом с двух точек зрения:

знания поступают в нейронную сеть из окружающей среды и используются в процессе обучения;

для накопления знаний применяются связи между нейронами, называемые синаптическими весами.

Процедура настройки синаптических весов называется *алгоритмом обучения*. Эта процедура выстраивает в определённом порядке веса нейронов сети для обеспечения необходимой взаимосвязи между ними.

Наиболее существенными свойствами нейронных сетей являются:

1. *Нелинейность*. Поскольку искусственные нейроны могут быть линейными и нелинейными, то нейронные сети позволяют воспроизводить сложные зависимости, как линейные, так и нелинейные. Нейронные сети реализуют нелинейность особого вида, так как она распределена по сети. Кроме того, нейронные сети справляются с "проклятием размерности", которое не позволяет моделировать нелинейные зависимости в случае большого числа переменных.

2. *Параллельная обработка информации.* Благодаря этой способности при большом количестве межнейронных связей достигается значительное ускорение процесса обработки информации. Во многих ситуациях становится возможной обработка сигналов в реальном масштабе времени.

3. *Обучение на примерах.* Одной из популярных парадигм обучения является *обучение с учителем*. Такой способ обучения предполагает изменение синаптических весов на основе набора *учебных примеров*. Каждый пример состоит из входного сигнала и соответствующего ему *ожидаемого* выходного сигнала. Нейронная сеть модифицирует синаптические веса для минимизации разности *ожидаемого* выходного сигнала и *реального* выходного сигнала, формируемого нейронной сетью. Таким образом, нейронная сеть обучается на примерах, представляющих собой таблицу соответствий вход-выход для конкретной задачи. Ранее использованные примеры могут быть использованы для обучения снова в таком же или ином порядке.

4. *Адаптивность (adaptivity).* Нейронные сети обладают способностью адаптировать свои синаптические веса к изменениям окружающей среды. Нейронные сети могут быть легко переучены для работы в *нестационарной* среде. Для того, чтобы использовать все достоинства адаптивности, основные параметры системы должны быть достаточно стабильными, чтобы не учитывать внешние помехи, и достаточно гибкими, чтобы обеспечить реакцию на существенные изменения среды.

5. *Нечувствительность к ошибкам (faulttolerance).* Очень большое количество межнейронных соединений приводит к тому, что сеть становится нечувствительной к ошибкам, возникающим в отдельных контактах. Функции поврежденных соединений принимают на себя другие элементы, в результате в деятельности сети не наблюдаются заметные нарушения. Только серьезные повреждения структуры нейронных сети существенно влияют на ее работоспособность.

6. *Способность к обобщению полученных знаний.* Сеть обладает чертами искусственного интеллекта. Натренированная на ограниченном множестве обучающих примеров, она обобщает накопленную информацию и вырабатывает ожидаемую реакцию применительно к данным, не обрабатывавшимся в процессе обучения.

7. *Единообразие анализа и проектирования.* Нейронные сети являются универсальным механизмом обработки информации. Одно и то же проектное решение нейронной сети может быть использовано в разных предметных областях. Это свойство проявляется из-за нескольких причин:

- нейроны являются стандартными составными частями любой нейронной сети;

- можно использовать одни и те же алгоритмы обучения в различных нейросетевых приложениях;
- на основе интеграции целых модулей могут быть построены модульные сети.

8. *Аналогия с нейробиологией.* Строение нейронных сетей определяется аналогией с живым мозгом, являющимся доказательством возможности существования отказоустойчивых вычислительных параллельных систем, эффективно решающих поставленные задачи.

Наличие перечисленных свойств вызвало в последние годы огромный рост интереса к нейронным сетям и существенный прогресс в их исследовании. Искусственные нейронные сети используются для аппроксимации функций, сжатия данных, классификации и распознавания образов, прогнозирования, идентификации, оценивания и ассоциативного управления.

1.2 Биологические основы нейронных сетей

Искусственные нейронные сети возникли на основе знаний о функционировании нервной системы живых существ. Невную систему человека можно представить в виде трёхступенчатой системы.

Центром этой системы является *мозг*, представляемый сетью нервных клеток, то есть нейронной сетью. Он получает информацию, анализирует ее и выдает соответствующие решения. *Рецепторы* получают информацию от тела и окружающей среды и преобразуют её в электрический импульс, передаваемый в мозг. *Эффекторы* преобразовывают электрические импульсы, вырабатываемые мозгом в выходные сигналы.

Нервная клетка, сокращенно называемая нейроном, является основным элементом нервной системы. У нейрона есть тело, называемое сомой, внутри которого располагается ядро. Из сомы нейрона выходят отростки двух видов: многочисленные тонкие, густо ветвящиеся дендриты и более толстый, расщепляющийся на многочисленные нервные окончания – коллатералы, аксон (рис.1)[2].

Выходной сигнал клетки передается через аксон при помощи коллатералов. Коллатералы контактируют с сомой и дендритами других нейронов, образуя каналы связи выходных сигналов клетки с входами других клеток, которые называются синапсами. Синапсы могут находиться как на дендритах, так и непосредственно в теле клетки. Самым распространённым типом синапсов является химический синапс, который работает следующим образом.

Передача сигналов внутри нервной системы – это очень сложный электрохимический процесс. С большим упрощением можно считать, что передача нервного импульса между двумя клетками основана на выделении особых химических субстанций, называемых нейромедиаторами, которые формируются под влиянием поступающих от синапсов раздражителей. Предсинаптический процесс формирует субстанцию, которая методом диффузии передаётся по синаптическим связям и влияет на

постсинаптический процесс. Синапс преобразует пресинаптический электрический сигнал в химический, а затем в постсинаптический - электрический.

Данные субстанции воздействуют на клеточную мембрану, вызывая изменение ее энергетического потенциала, причем величина этого изменения пропорциональна количеству нейромедиатора, попадающего на мембрану.

Синапсы отличаются друг от друга размерами и возможностями концентрации нейромедиатора.

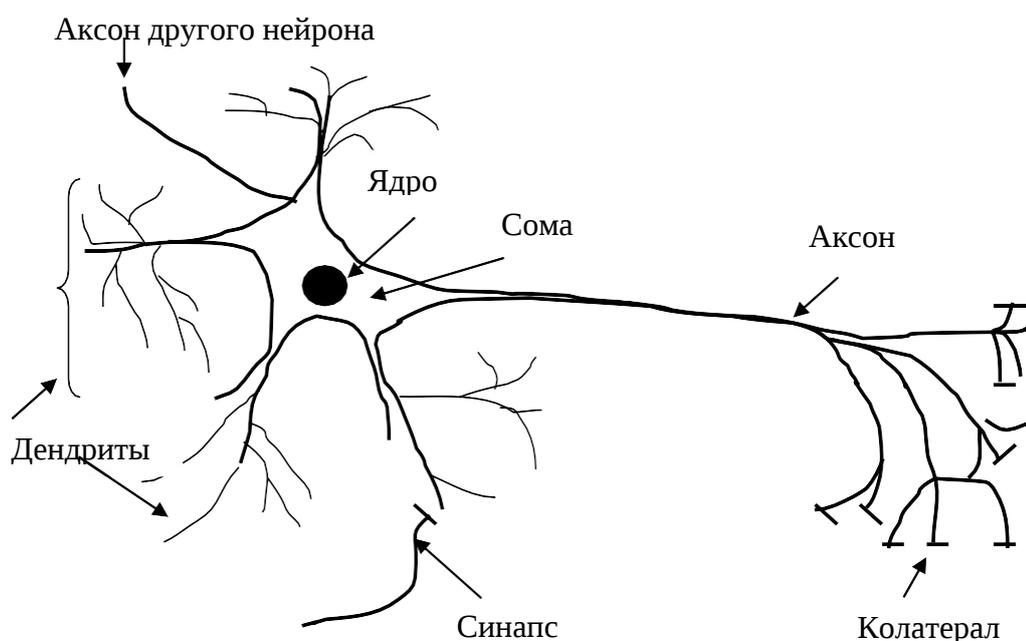


Рис. 1 Упрощенная структура биологической нервной клетки

Поэтому импульсы одинаковой величины, поступающие на входы нервной клетки через различные синапсы, могут в разной степени изменять ее энергетический потенциал. Мерой изменения потенциала считается уровень поляризации мембраны, зависящий от суммарного количества нейромедиатора, выделенного на всех синапсах.

В результате поступления входных импульсов на конкретные синапсы происходит изменение электрического потенциала клетки. Если отклонение от состояния электрического равновесия невелико, клетка возвращается в исходное состояние и на ее выходе сигнал не регистрируется. В этом случае считается, что уровень изменения потенциала ниже порога ее срабатывания. Если суммарное изменение потенциала превысило порог активации клетки, значение выходного сигнала начинает нарастать, приобретая характер нервного импульса, пересылаемого аксоном на другие нейроны, подключенные к данной клетке (рис.2). Величина этого сигнала не зависит от степени превышения порога срабатывания.

Количество взаимодействующих друг с другом нервных клеток в человеческом мозге оценивается, как 10^{11} - 10^{14} . Каждая нервная клетка выполняет функцию суммирования весовых коэффициентов входных

сигналов и сравнивает полученную сумму с пороговым значением. Каждый нейрон имеет свои веса и свои пороговые значения. Громадное количество нейронов и межнейронных связей (до 1000 входов в каждый нейрон) приводит к тому, что ошибка в срабатывании отдельного нейрона остается незаметной в общей массе взаимодействующих клеток.

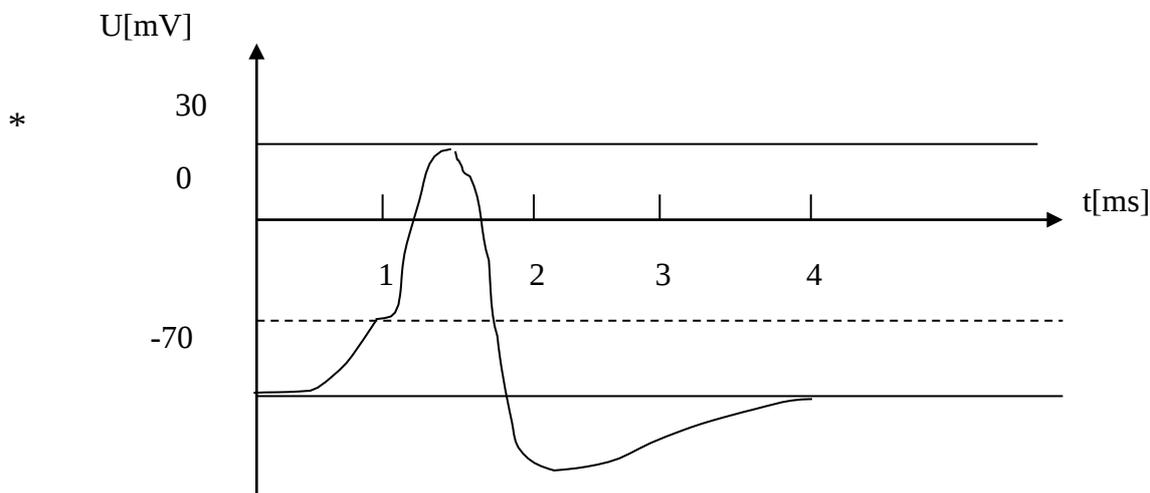


Рис. 2 Типичная форма нервного импульса

Существует огромное количество форм и размеров нейронов в зависимости от того, в какой части мозга он находится. Самыми распространёнными нейронами коры головного мозга являются пирамидальные нейроны.

Следует отметить, что ни одна современная технология не позволяет построить искусственную нейронную сеть, близкую по масштабам к нейронной сети мозга. Однако изучение и копирование биологических нервных систем, позволяет надеяться на создание нового поколения электронных устройств, имеющих аналогичные характеристики.

1.3 Модель МакКаллока - Питса

Нейрон является единицей обработки информации в нейронной сети. Из приведенных выше рассуждений следует, что каждый нейрон суммирует с соответствующими весами сигналы, приходящие от других нейронов, выполняет нелинейную решающую функцию и передает результат связанным с ним другим нейронам. В простейших моделях нейронов выходной сигнал принимает двоичные значения: 0 или 1. Значение 1 соответствует превышению порогового уровня, значение 0 – в противном случае. Одна из первых моделей нейрона была предложена Дж.МакКаллоком и У. Питсом в 1943 году [2]. Структурная схема этой модели представлена на рис. 3.

Сигналы x_j на входе синапсов j ($j = 1, 2, \dots, N$), связанные с нейроном i , суммируются с учетом соответствующих синаптических весов w_{ij} (первый индекс относится к нейрону, а второй к синапсу), после чего результат сравнивается с пороговым значением w_{i0} .

Пороговое значение отражает увеличение или уменьшение входного сигнала, подаваемого на функцию активации, которая ограничивает амплитуду выходного сигнала. Выходной сигнал нейрона y_i определяется при этом зависимостью

$$y_j = f\left(\sum_{j=1}^N w_{ij}x_j(t) + w_{i0}\right) \quad (1.1)$$

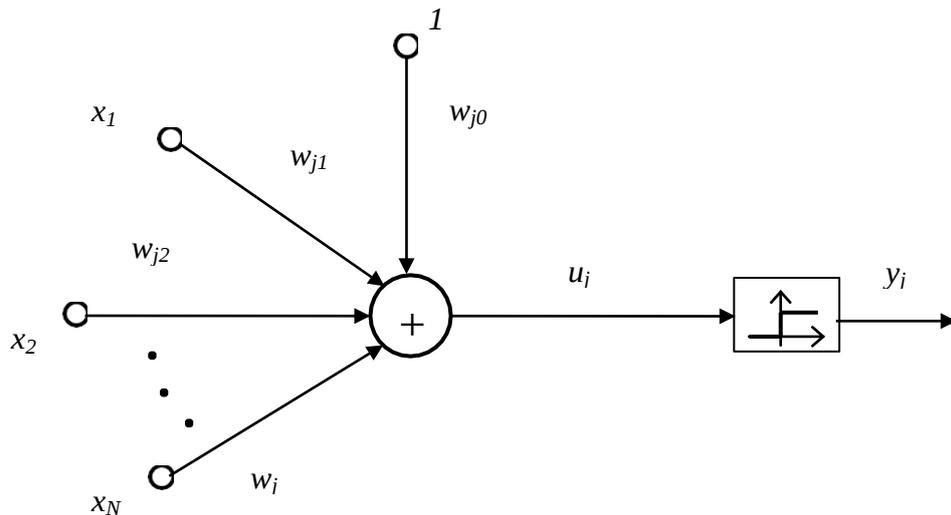


Рис. 3 Модель нейрона МакКаллока-Питса

Аргументом функции выступает суммарный сигнал, формируемый сумматором искусственного нейрона.

$$u_i = \sum_{j=1}^N w_{ij}x_j(t) + w_{i0}. \quad (1.2)$$

Коэффициенты w_{ij} в формуле (1.1) представляют веса синапсов.

Положительные значения w_{ij} соответствует синапсам, повышающим потенциал, отрицательные значения – синапсам, понижающим потенциал, $w_{ij} = 0$ свидетельствует об отсутствии связи между i -м и j -м нейронами.

Использование порогового сигнала w_{i0} обеспечивает эффект аффинного преобразования выхода линейного сумматора u_i .

Модель МакКаллока – Питса – это дискретная модель, в которой состояние нейрона в момент $(t+1)$ рассчитывается по значению его входных сигналов в момент времени t .

1.4 Персептрон

Ф. Розенблатт в 1958 году ввел понятие персептрона как первой модели обучения с учителем [2]. Обучение персептрона требует наличие учителя и

состоит в таком подборе весов w_{ij} , чтобы выходной сигнал y_i был наиболее близок к заданному значению d_i . При таком способе обучения, каждой обучающей выборке, представленной вектором x поставлено в соответствии ожидаемое значение d_i на выходе i -го нейрона.

Наиболее популярный метод обучения персептрона, называемый правилом персептрона, состоит в подборе весовых коэффициентов по следующему алгоритму:

- при первоначально выбранных (как правило, случайным образом) значениях весов w_{ij} на вход нейрона подается обучающий вектор x и

рассчитывается значение выходного сигнала y_i . По результатам

сравнения значения y_i с заданным значением d_i уточняются значения весов;

- если y_i совпадает с ожидаемым значением d_i , то весовые коэффициенты w_{ij} не изменяются;
- если $y_i = 0$, а соответствующее значение $d_i = 1$, то значения весов

уточняются по формуле $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + x_j$, где $(t+1)$ – это номер

текущего цикла, а t – номер предыдущего цикла;

- если $y_i = 1$, а соответствующее значение $d_i = 0$, то значения весов

уточняются по формуле $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - x_j$, где $(t+1)$ – это номер

текущего цикла, а t – номер предыдущего цикла;

По завершении уточнения весов предоставляются очередной обучающий вектор x и связанное с ним значение d_i , и значения весов

уточняются заново. Этот процесс повторяется для всех обучающих выборок, пока не будут минимизированы различия между всеми значениями y_i и соответствующими им значениями d_i .

Правило персептрона представляет собой частный случай (если сигналы принимают только двоичные значения 0 и 1) предложенного позже правила Видроу-Хоффа, используемого для подбора весов нейронов разного типа:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \delta_i x_j \quad (1.5)$$

$$\circ w_{ij} \circ x_j \tilde{d}_i \} y_i \checkmark. \quad (1.6)$$

Аналогичные соотношения используются при подборе веса порогового элемента w_{i0} , для которого входной сигнал всегда равен 1:

$$w_{i0} \approx \{d_i\} y_i \quad (1.7)$$

Минимизация различий между фактическими реакциями нейрона y_i и ожидаемыми значениями d_i может быть представлена как минимизация функции погрешности, чаще всего определяемой как минимум квадратичного отклонения:

$$E \approx \sum_{t=1}^p \sum_{i=1}^n (y_i - d_i)^2, \quad (1.8)$$

где p означает количество обучающих примеров (выборок). Такая минимизация для персептрона проводится по методу безградиентной оптимизации. Эффективность метода при большом количестве обучающих выборок невелика, а количество циклов обучения и длительность быстро возрастают, причем без гарантии достижения минимума целевой функции. Устранить эти недостатки можно только в случае применения непрерывной функции активации, при которой целевая функция E также становится непрерывной, что дает возможность использовать градиентные методы минимизации.

1.5 Сигмоидальный нейрон

Нейрон сигмоидального типа имеет структуру, подобную модели МакКаллока–Питса, с той разницей, что функция активации является непрерывной и может быть выражена в виде сигмоидальной униполярной или биполярной функции [2]. Структура нейрона представлена на рис. 4.

Входные сигналы $x_j (j=1,2,\dots,N)$ суммируются с учетом соответствующих весов w_{ij} (сигнал поступает в направлении от узла j к узлу

i) в сумматоре, после чего результат сравнивается с пороговым значением w_{i0} . Выходной сигнал нейрона y_i определяется при этом зависимостью

$$y_i \approx f \left(\sum_{j=1}^N w_{ij} x_j(t) - w_{i0} \right) \quad (1.9)$$

Аргументом функции выступает суммарный сигнал $u_i \approx \sum_{j=1}^N w_{ij} x_j(t) - w_{i0}$.

Функция $f(u_i)$, называемая функцией активации, относится к классу непрерывных, монотонно возрастающих и дифференцируемых функций. Нейрон сигмоидального типа использует сигмоидальную униполярную (логистическую) или сигмоидальную биполярную (гиперболический тангенс) функцию активации.

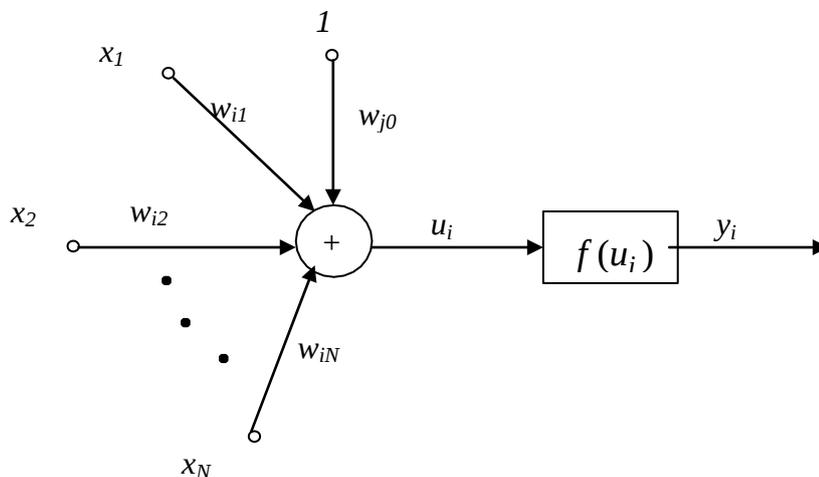


Рис. 4 Модель сигмоидального нейрона

Униполярная функция, как правило, представляется формулой

$$f(x) \approx \frac{1}{1 + e^{-kx}}, \quad (1.10)$$

тогда как биполярная функция задается в виде (1.11) или (1.12):

$$f(x) \approx \tanh(kx). \quad (1.11)$$

$$f(x) \approx \frac{e^{kx} - e^{-kx}}{e^{kx} + e^{-kx}}. \quad (1.12)$$

Графики сигмоидальных функций при $k=1$ представлены на рис. 5.

Отметим, что, как правило, современные компьютеры вычисляют функцию гиперболического тангенса быстрее, чем логистическую. Другое преимущество функции гиперболического тангенса состоит в том, что она изменяется в диапазоне от -1 до $+1$. Часто бывает необходимо нормировать обучающий набор данных таким образом, чтобы среднее значение было равно 0 при единичном стандартном отклонении.

Такая нормировка возможна только с функцией активации, которая способна принимать отрицательные значения. И наконец, нечетная функция, такая, как гиперболический тангенс, обеспечивает более быстрое обучение, чем несимметричная логистическая функция.

В этих формулах параметр k подбирается пользователем. Его значение влияет на форму функции активации. При малых значениях k график функции достаточно пологий, по мере роста значения k крутизна графика увеличивается.

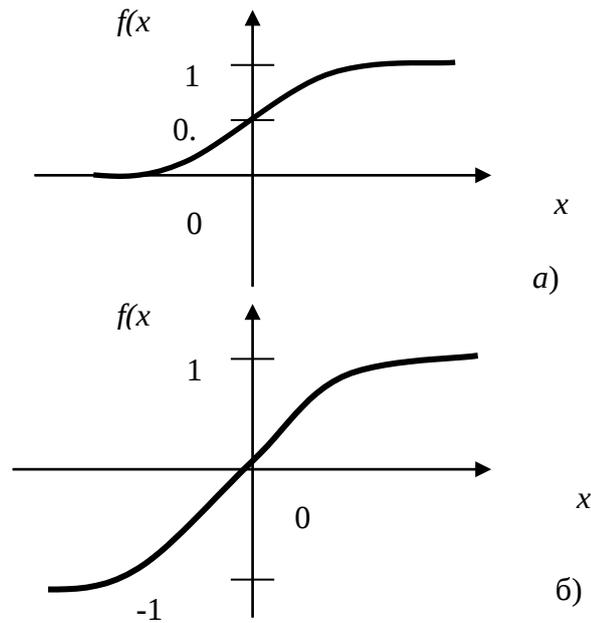


Рис. 5 Графики сигмоидальных функций:
 а – логистическая; б – гиперболический тангенс

При $k \rightarrow \infty$ сигмоидальная функция превращается в пороговую функцию, идентичную функции активации персептрона. На практике чаще всего для упрощения используется значение $k = 1$.

Важным свойством сигмоидальной функции является ее дифференцируемость. Для униполярной функции имеем

$$\frac{df(x)}{dx} \approx kf(x)(1 - f(x)), \quad (1.13)$$

тогда как для биполярной функции

$$\frac{df(x)}{dx} \approx k(1 - f^2(x)). \quad (1.14)$$

И в первом, и во втором случае график изменения производной относительно переменной x имеет колоколообразную форму, а его максимум соответствует значению $x=0$.

Сигмоидальный нейрон, как правило, обучается с учителем.

При обучении с учителем предполагается, что помимо входных сигналов, составляющих вектор x , известны также и ожидаемые выходные сигналы нейрона d_i , составляющие вектор d . В подобной ситуации подбор

весовых коэффициентов должен быть организован так, чтобы фактические выходные сигналы нейрона y_i принимали бы значения, как можно более

близкие к ожидаемым значениям d_i . Ключевым элементом процесса

обучения с учителем является знание ожидаемых значений сигнала нейрона.