

Искусственные нейронные сети

Понятие искусственной нейронной сети.
Структура и функции моделей нейрона.
Решение задачи разделения двух классов.

Методы обработки информации
Лекция 16

Разнообразие, большой объем и противоречивость различной диагностической информации выводят на передний план проблему поиска физических систем, способных к ее переработке.

Решение этой комплексной задачи тесно связано с новыми информационными технологиями, важное место среди которых занимают *методы распознавания и категоризации образов*.

- **Нейронные сети** - мощный и на сегодня, пожалуй, наилучший метод для решения различных задач распознавания образов, в частности в ситуациях, когда в представленных для обработки данных (в том числе экспериментальных) отсутствуют значительные фрагменты информации, а имеющаяся информация предельно зашумлена.

Нейросетевой подход: основные положения

- Процессы познания - результат взаимодействия большого числа простых перерабатывающих элементов, связанных друг с другом и организованных в слои («модули»). «Переработка информации» - определенный ответ элемента на воздействия извне.
- Знания, управляющие процессом переработки, хранятся в форме *весовых коэффициентов связей* между элементами сети. Главное - не элементы, а связи между ними («*субсимвольный подход*»).
- Обучение - процесс изменения весовых коэффициентов связей между элементами сети (приспособления их к решению определенной задачи).

- На сегодняшний день развитие в области теории и приложений нейронных сетей идет в самых разных направлениях: поиск новых нелинейных элементов, которые могли бы реализовывать сложное коллективное поведение в ансамбле нейронов; новые архитектуры нейронных сетей; отыскание областей приложения нейронных сетей в системах обработки изображений, распознавания образов и речи, робототехники и др.
- Значительное место в данных исследованиях традиционно занимает *математическое моделирование.*

Одна из наиболее привлекательных для пользователя сторон нейросетевой технологии, обеспечившая ей нынешнюю всеобщую популярность - *отсутствие необходимости в детальном программировании процесса решения задачи.*

Кроме того, возможность решения даже тех задач, для которых отсутствуют алгоритмы решения, а также возможность адаптации к условиям функционирования, обучения и переобучения.

Главное достоинство нейросетей в том, что они предоставляют в руки пользователю некий *универсальный нелинейный элемент* с возможностью широкого изменения и настройки его характеристик.

Соединяя их в сеть, пользователь с одной стороны получает возможность широкого изменения ее характеристик, а с другой - может особенно не задумываться над процессами, происходящими в сети.

Им гарантирована целенаправленность и оптимальность, приводящая в конечном итоге к достаточно приемлемому результату.

Набор нелинейных адаптивных элементов позволяет моделировать любое нелинейное преобразование и настраивать его на различные задачи автоматически путем изменения параметров в процессе обучения.

В последнее время наблюдается тенденция использовать для настройки не эмпирически найденные приемы (типа правила Хебба, обратного распространения ошибки и т.п.), а универсальные и хорошо отработанные математические методы поиска экстремума целевой функции в пространстве параметров.

Место нейронных сетей в системах обработки информации можно указать по аналогии со структурой человеческой психики: оно соответствует низшему интуитивному уровню реакций, когда требуется быстрый ответ на достаточно стандартную ситуацию.

Если ответ не найден или система сомневается в его правильности, то управление передается более высокому логическому уровню.

Ему соответствует *экспертная система*, располагающая широкой базой знаний и способная делать более обоснованные выводы.

В общем случае в поведении нейросети следует различать три задачи:

1. обучение и запоминание поведенческих образцов (эталонов), задаваемых внешними условиями. При этом происходит образование и модификация связей между элементами;
2. распознавание внешней ситуации, отнесение ее к одному из запомненных эталонов, выбор соответствующего поведенческого образца;
3. реализация выбранного эталона поведения, поддержание эталонных значений переменных, возвращение к ним после возмущений, исправление ошибок и нейтрализация помех, создаваемых внешней средой.

В настоящее время широко распространено использование нейросетей в различных задачах, таких как распознавание ситуаций, выделение сигнала на фоне шума, экстраполяция временных последовательностей и пр.

Существуют попытки использования НС для управления сложной адаптивной системой при невозможности формализовать экспертные знания или при отсутствии таковых.

Нейросеть может запоминать действия опытного оператора, управляющего сложной системой, а затем воспроизводить их, проявляя необходимую гибкость, сменяя образцы поведения и выбирая среди них тот, который наиболее близок и адекватен текущей ситуации.

Биологический нейрон и его кибернетическая модель

- Основная цель нейроинформатики - исследование методов и кибернетических систем, имитирующих функции мозга при решении информационных задач.
- Биологический фундамент при изучении функций мозга живых организмов является крайне важным, поскольку природное многообразие дает исключительно богатый исходный материал для направленного создания искусственных моделей.

Метод нейробиологии

Предмет нейробиологии - изучение нервной системы и ее главного органа - мозга. Принципиальный вопрос - соотношение между *строением* нервной системы и ее *функцией*.

Классический нейробиологический подход состоит в последовательном продвижении от элементарных форм в направлении их усложнения. .

Для практических целей **нейроинформатики** отправной точкой служит клеточный уровень. По современным представлениям, именно на нем совокупность элементарных молекулярных химико-биологических процессов, протекающих в отдельной клетке, формирует ее как *элементарных процессор, способный к простейшей переработке информации.*

Биологический нейрон

Элементом клеточной структуры мозга является нервная клетка - *нейрон*.

Нейрон в своем строении имеет много общих черт с другими клетками биоткани. Однако нервная клетка существенно отличается от иных по своему *функциональному назначению*: нейрон выполняет прием, элементарное преобразование и дальнейшую передачу информации другим нейронам.

Информация переносится в виде импульсов нервной активности, имеющих электрохимическую природу.

Биологический нейрон

Нейроны крайне разнообразны по форме, которая зависит от их местонахождения в нервной системе и особенностей функционирования.

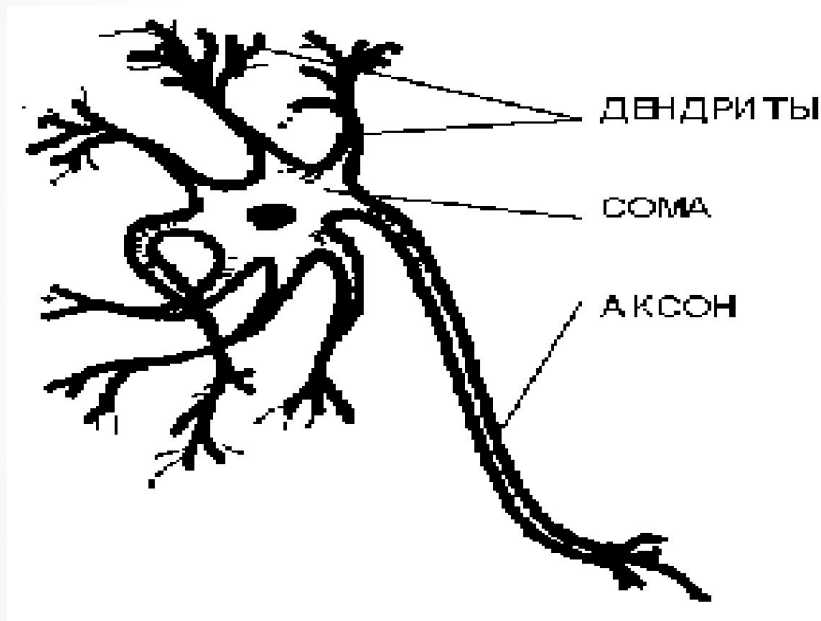
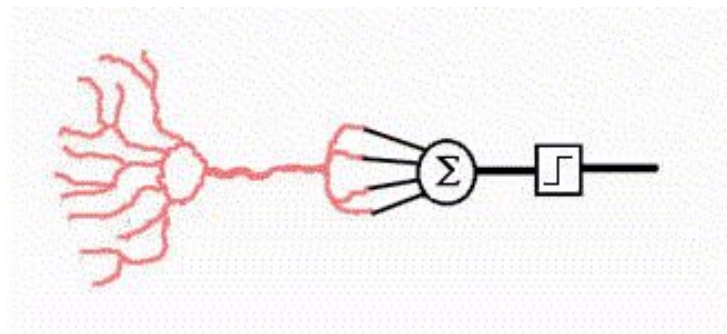


схема строения "типичного" нейрона

Гигантский аксон кальмара имеет толщину около миллиметра, и именно наблюдение за ним послужило выяснению механизма передачи нервных импульсов между нейронами.

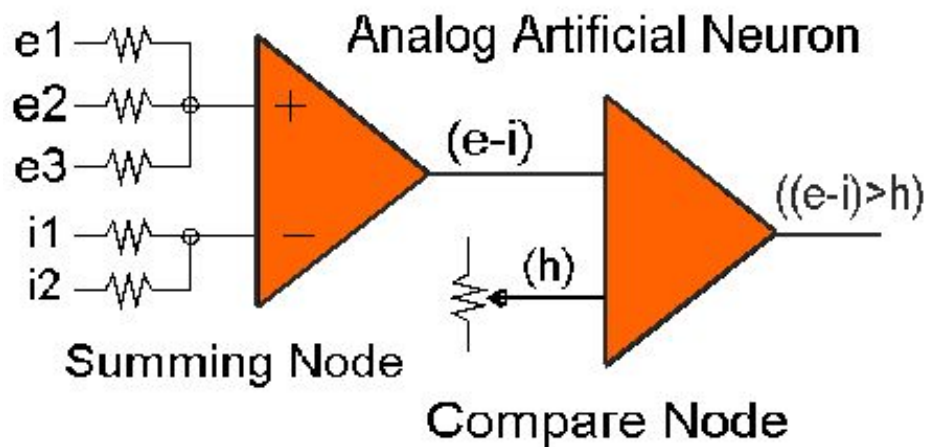
Искусственные нейронные сети

ФОРМАЛЬНЫЙ НЕЙРОН



Элемент с пороговой логикой (TLU):

преодоление порога -- 1,
иначе -- 0.



Механизмы синаптической передачи достаточно сложны и разнообразны. Они могут иметь химическую и электрическую природу.

В химическом синапсе в передаче импульсов участвуют специфические химические вещества - *нейромедиаторы*, вызывающие изменения проницаемости локального участка мембраны. В зависимости от типа вырабатываемого медиатора синапс может обладать возбуждающим (эффективно проводящим возбуждение) или тормозящим действием.

Обычно *на всех отростках одного нейрона вырабатывается один и тот же медиатор*, и поэтому *нейрон в целом функционально является тормозящим или возбуждающим*.

Это важное наблюдение о наличии нейронов различных типов используется при проектировании искусственных систем.

Биологические нейронные сети

Взаимодействующие между собой посредством передачи через отростки возбуждений нейроны формируют *нейронные сети*. Переход от рассмотрения отдельного нейрона к изучению нейронных сетей является естественным шагом в нейробиологической иерархии.

Общее число нейронов в центральной нервной системе человека достигает 10^{10} - 10^{11} , при этом каждая нервная клетка связана в среднем с 10^3 - 10^4 других нейронов.

Установлено, что в головном мозге совокупность нейронов в объеме масштаба 1 мм^3 формирует относительно независимую локальную сеть, несущую определенную функциональную нагрузку.

Выделяют несколько основных типов биологических нейронных сетей, отличающихся структурой и назначением.

- Один из них - *иерархические* сети, часто встречающиеся в сенсорных и двигательных путях.

Информация в таких сетях передается в процессе последовательного перехода от одного уровня иерархии к другому.

Нейроны образуют два характерных типа соединений:

- конвергентные, когда большое число нейронов одного уровня контактирует с меньшим числом нейронов следующего уровня,
- дивергентные, в которых контакты устанавливаются со все большим числом клеток последующих слоев иерархии.

Сочетание конвергентных и дивергентных соединений обеспечивает многократное дублирование информационных путей, что является решающим фактором надежности нейронной сети. При гибели части клеток, сохранившиеся нейроны оказываются в состоянии поддерживать функционирование сети.

Ко второму типу нейронных сетей относятся *локальные* сети, формируемые нейронами с ограниченными сферами влияния.

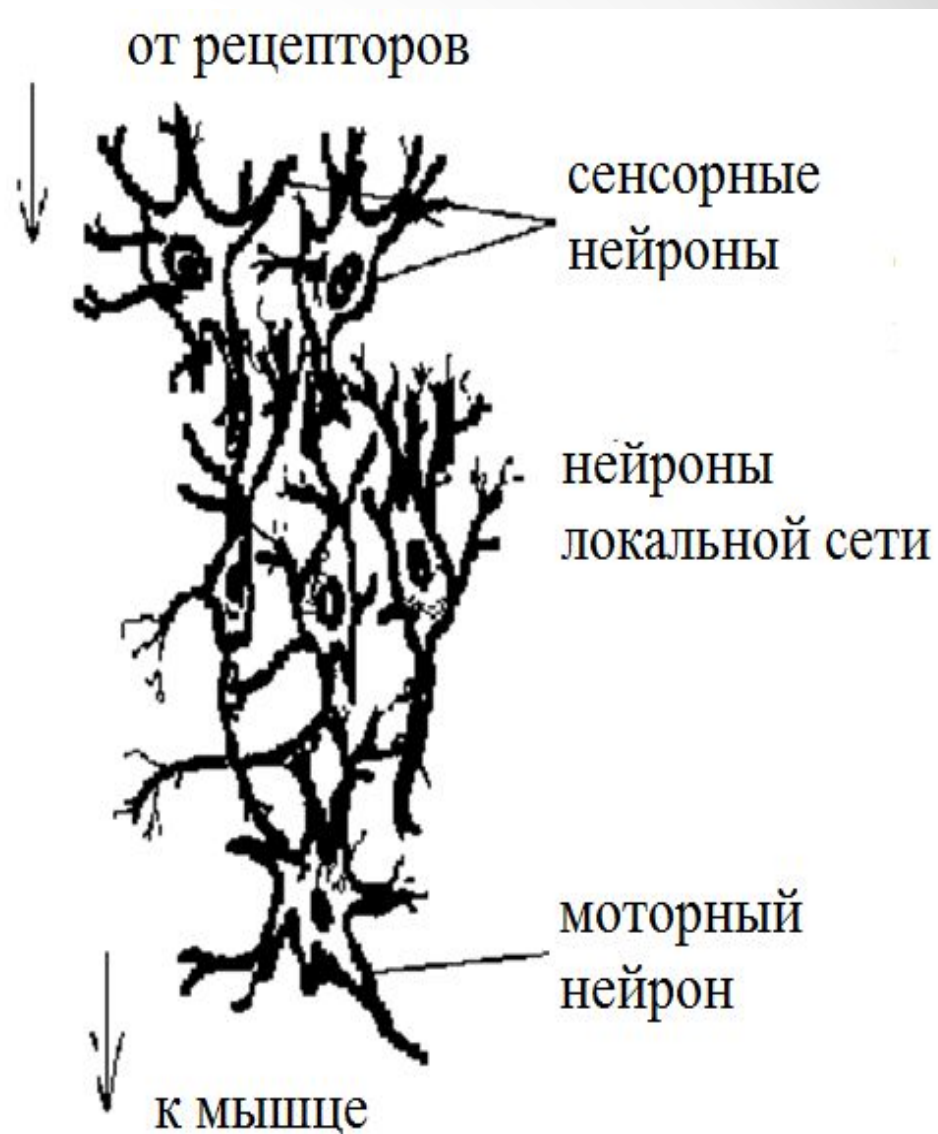
Нейроны локальных сетей производят переработку информации в пределах одного уровня иерархии.

При этом функционально локальная сеть представляет собой относительно изолированную тормозящую или возбуждающую структуру.

Важную роль также играют так называемые *дивергентные сети с одним входом.*

Командный нейрон, находящийся в основании такой сети может оказывать влияние сразу на множество нейронов, и поэтому сети с одним входом выступают согласующим элементом в сложном сочетании нейросетевых систем всех ТИПОВ.

Сенсорные нейроны формируют первый (нижний) уровень иерархии. Выработанные ими сигналы передаются нейронам локальной сети, содержащим множество прямых и обратных связей с сочетанием дивергентных и конвергентных соединений. Характер преобразованного в локальных сетях сигнала определяет состояние возбуждения *моторных* нейронов.



Биологическая изменчивость и обучение нейронных сетей

Структура основных типов биологических нейронных сетей генетически predetermined.

При этом исследования в области сравнительной нейроанатомии говорят о том, что по фундаментальному плану строения мозг очень мало изменился в процессе эволюции.

Однако детерминированные нейронные структуры демонстрируют свойства изменчивости, обуславливающие их адаптацию к конкретным условиям функционирования.

Генетическая предопределенность имеет место также и в отношении свойств отдельных нейронов, таких, например, как тип используемого нейромедиатора, форма и размер клетки.

Изменчивость на клеточном уровне проявляется в пластичности синаптических контактов.

Характер метаболической активности нейрона и свойства проницаемости синаптической мембраны могут меняться в ответ на длительную активизацию или торможение нейрона.

Изменчивость на уровне сети связана со спецификой нейронов.

Нервная ткань практически лишена характерной для других типов тканей способности к регенерации путем деления клеток. Однако нейроны демонстрируют способность к формированию новых отростков и новых синаптических контактов. Ряд экспериментов с преднамеренным повреждением нервных путей указывает, что развитие нейронных ответвлений сопровождается конкуренцией за обладание синаптическими участками.

Это свойство в целом обеспечивает устойчивость функционирования нейронных сетей при относительной ненадежности их отдельных компонент - нейронов.

Специфическая изменчивость нейронных сетей и свойств отдельных нейронов лежит в основе их способности к обучению - адаптации к условиям функционирования - при неизменности в целом их морфологической структуры.

Однако рассмотрение изменчивости и обучаемости малых групп нейронов не позволяет в целом ответить на вопросы об обучаемости на уровне высших форм психической деятельности, связанных с интеллектом, абстрактным мышлением, речью.

Следует отметить, что нервная система содержит помимо нейронов клетки других типов.

Математический аппарат нейросетей

Традиционно используемым для описания нейронных сетей математическим языком является *аппарат векторной и матричной алгебры.*

Однако в современной нейронауке широко используются и другие разделы математики. Среди них

- дифференциальные уравнения, применяемые для анализа нейронных сетей в непрерывном времени, а также для построения детальных моделей нейрона;
- Фурье-анализ для описания поведения системы при кодировании в частотной области;
- теория оптимизации как основа для разработки алгоритмов обучения;
- математическая логика и булева алгебра - для описания двоичных сетей, и другие.

Математический аппарат нейросетей

Основным структурным элементом в описании способов обработки информации нейронной сетью является ***вектор*** - упорядоченный набор чисел, называемых ***компонентами вектора***.

В зависимости от особенностей рассматриваемой задачи компоненты вектора могут быть действительными числами, целыми числами (например, для обозначения градаций яркости изображения), а также булевыми числами "ноль-один" или "минус один - один".

Математический аппарат нейросетей

- Компоненты вектора $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ можно рассматривать, как его координаты в некотором n -мерном пространстве.
- В случае действительных компонент это пространство обозначается, как R^n и включает в себя набор всех возможных совокупностей из n действительных чисел. Тогда говорят, что вектор \mathbf{x} принадлежит пространству R^n (или \mathbf{x} из R^n).

Математический аппарат нейросетей

- Множество векторов с действительными компонентами является частным случаем более общего понятия, называемого *линейным векторным пространством* V , если для его элементов определены операции векторного сложения "+" и умножения на скаляр "·", удовлетворяющие следующим соотношениям:
 1. $\mathbf{x} + \mathbf{y} = \mathbf{y} + \mathbf{x}$, результат принадлежит V
 2. $\alpha \cdot (\mathbf{x} + \mathbf{y}) = \alpha \cdot \mathbf{x} + \alpha \cdot \mathbf{y}$, результат принадлежит V
 3. $(\alpha + \beta) \cdot \mathbf{x} = \alpha \cdot \mathbf{x} + \beta \cdot \mathbf{x}$, результат принадлежит V
 4. $(\mathbf{x} + \mathbf{y}) + \mathbf{z} = \mathbf{x} + (\mathbf{y} + \mathbf{z})$, результат принадлежит V
 5. $(\alpha \cdot \beta) \cdot \mathbf{x} = \alpha \cdot (\beta \cdot \mathbf{x})$, результат принадлежит V
 6. $\exists \mathbf{o}$ из V , что $\forall \mathbf{x}$ из $V \Rightarrow \mathbf{o} + \mathbf{x} = \mathbf{x}$ (существует нулевой элемент)
 7. для скаляров 0 и 1, $\forall \mathbf{x}$ из V верно $0 \cdot \mathbf{x} = \mathbf{o}$, $1 \cdot \mathbf{x} = \mathbf{x}$

Математический аппарат нейросетей

- Для двух элементов векторного пространства может быть определено их *скалярное (внутреннее) произведение* :

$$(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \dots + x_n y_n.$$

- Скалярное произведение обладает свойствами симметричности, аддитивности и линейности по каждому сомножителю:

1. $(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = (\mathbf{y}, \mathbf{x})$
2. $(\alpha \cdot \mathbf{x}, \mathbf{y}) = \alpha \cdot (\mathbf{x}, \mathbf{y})$
3. $(\mathbf{x} + \mathbf{y}, \mathbf{z}) = (\mathbf{x}, \mathbf{z}) + (\mathbf{y}, \mathbf{z})$
4. $(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \geq 0$, причем $(\mathbf{x}, \mathbf{x}) = 0 \Leftrightarrow \mathbf{x} = \mathbf{0}$

Математический аппарат нейросетей

Два различных образа (или вектора) могут быть в той или иной мере похожи друг на друга. Для математического описания степени сходства векторное пространство может быть снабжено скалярной *метрикой* - расстоянием $d(x,y)$ между всякими двумя векторами x и y .

Пространства с заданной метрикой называют метрическими.

Для метрики должны выполняться условия неотрицательности, симметричности, а также неравенство треугольника:

$$d(x, y) \geq 0, \text{ причем } d(y, x) = 0 \Leftrightarrow x = y$$

$$d(x, y) = d(y, x)$$

$$\forall y, d(x, z) \leq d(x, y) + d(y, z)$$

Математический аппарат нейросетей

Чаще всего в основном используются две метрики -
Евклидово расстояние и метрика Хемминга.

- Евклидова метрика для прямоугольной системы координат определяется формулой:

$$d_E(x, y) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2 + \dots + (x_n - y_n)^2}$$

- Хеммингово расстояние d_H используется обычно для булевых векторов (компоненты которых равны 0 или 1), и равно числу различающихся в обоих векторах компонент.

Математический аппарат нейросетей

- Для векторов вводится понятие *нормы* $\|\mathbf{x}\|$ - длины вектора \mathbf{x} .

Пространство в котором определена норма векторов называется *нормированным*. Норма должна обладать следующими свойствами:

1. $\|\mathbf{x}\| \geq 0$, причем $\|\mathbf{x}\| = 0 \Leftrightarrow \mathbf{x} = \mathbf{0}$
2. $\|\alpha \mathbf{x}\| = |\alpha| \cdot \|\mathbf{x}\|$
3. $\|\mathbf{x} + \mathbf{y}\| \leq \|\mathbf{x}\| + \|\mathbf{y}\|$

Математический аппарат нейросетей

- Образы, состоящие из действительных признаков, принадлежат Евклидовому пространству.
 - В случае булевых векторов размерности n рассматриваемое пространство представляет собой множество вершин n -мерного гиперкуба с Хемминговой метрикой.
 - Расстояние между двумя вершинами определяется длиной кратчайшего соединяющего их пути, *измеренной вдоль ребер*.

- Важным для нейросетевых приложений случаем является множество векторов, компоненты которых являются действительными числами, принадлежащими отрезку $[0, 1]$.

Множество таких векторов *не является* линейным векторным пространством, так как их сумма может иметь компоненты вне рассматриваемого отрезка. Однако для пары таких векторов сохраняются понятия скалярного произведения и Евклидова расстояния.

- Вторым важным с практической точки зрения примером является множество векторов одинаковой длины (равной, например, единице). Образно говоря, "кончики" этих векторов принадлежат *гиперсфере* единичного радиуса в n -мерном пространстве.

Гиперсфера также не является линейным пространством (в частности, отсутствует нулевой элемент).

Для заданной совокупности признаков, определяющих пространство векторов, может быть сформирован такой *минимальный* набор векторов, в разной степени обладающих этими признаками, что на его основе, линейно комбинируя вектора из набора, можно сформировать все возможные иные вектора.

Такой набор называется *базисом пространства*.

Базис может состоять из любой комбинации из n линейно независимых векторов, где n - размерность пространства.

Если определена некоторая система линейно независимых векторов x^1, x^2, \dots, x^m , где $m < n$, то все возможные линейные комбинации этих векторов сформируют линейное пространство размерности m , которое будет являться *подпространством* или *линейной оболочкой* L исходного n -мерного пространства.

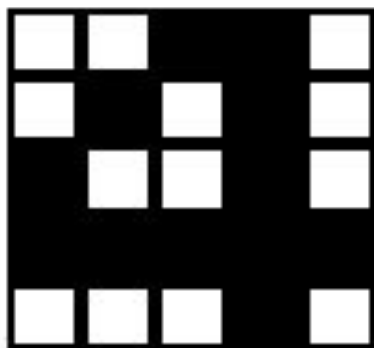
Выбранная базовая система из m векторов является базисом в подпространстве L . Важным частным случаем линейной оболочки является подпространство размерности на единицу меньшей, чем размерность исходного пространства ($m=n-1$), называемое *гиперплоскостью*.

В случае трехмерного пространства это обычная плоскость.

Гиперплоскость делит пространство на две части.

Совокупность гиперплоскостей разбивает пространство на несколько множеств, каждое из которых содержит вектора с близким набором признаков, тем самым осуществляется *классификация векторов.*

Матрица – еще один способ математического представления данных в нейросетях.



Пространство квадратных матриц одинаковой размерности с введенными операциями сложения и поэлементного умножения на скаляр, является *линейным пространством*. Для него также можно ввести метрику и норму. Нулевым элементом служит матрица, все элементы которой равны нулю.

Общие характеристики нейросетей

Традиционно нейрон описывается в терминах, заимствованных из нейрофизиологии. Согласно этим представлениям, нейрон имеет:

- один выход S_j и
- несколько входов (синапсов), на которые поступают внешние воздействия X_i (от рецепторов и от других нейронов)

С конструктивной точки зрения нейрон, являющийся основным элементом нейросети, - представляет собой устройство для получения нелинейной функции y от переменных x_i . Или формально:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_m, w_1, w_2, \dots, w_n),$$

где f - нелинейная функция, $x_i, i = 1, \dots, m$ — входные переменные, $w_j, j = 1, \dots, n$ — параметры сети (весовые коэффициенты).

Т.о. нейрон умножает входное воздействие x_i на весовой коэффициент w_{ij} (проводимость синапса) и суммирует взвешенные входы:

- $$s_j = \sum w_{ij} x_i + w_{0j}.$$

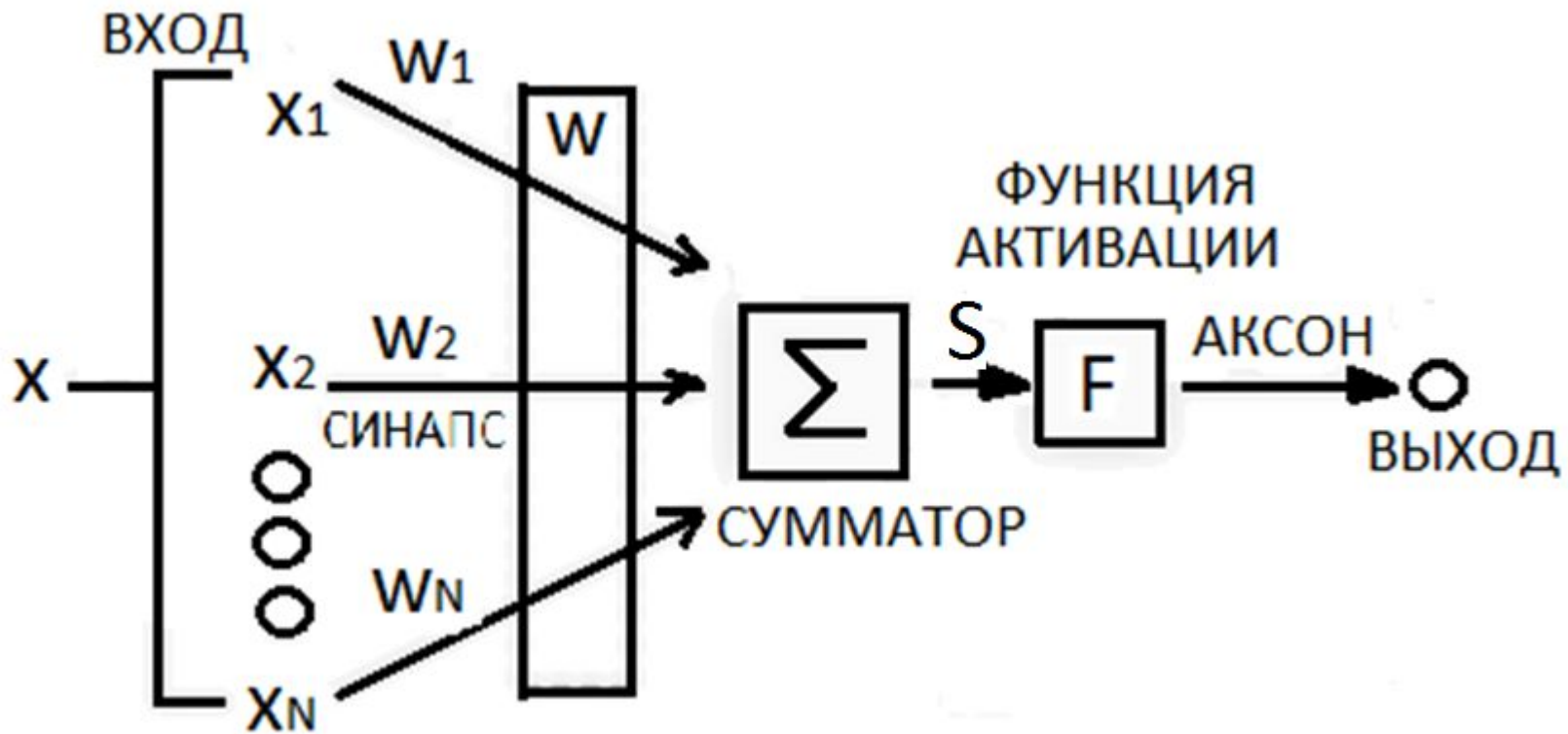
Выходная величина y_j является некоторой функцией от этой суммы:

$$y_j = f(s_j)$$

Ее называют **функцией активации** или **передаточной** функцией.

Функциональная схема формального нейрона:

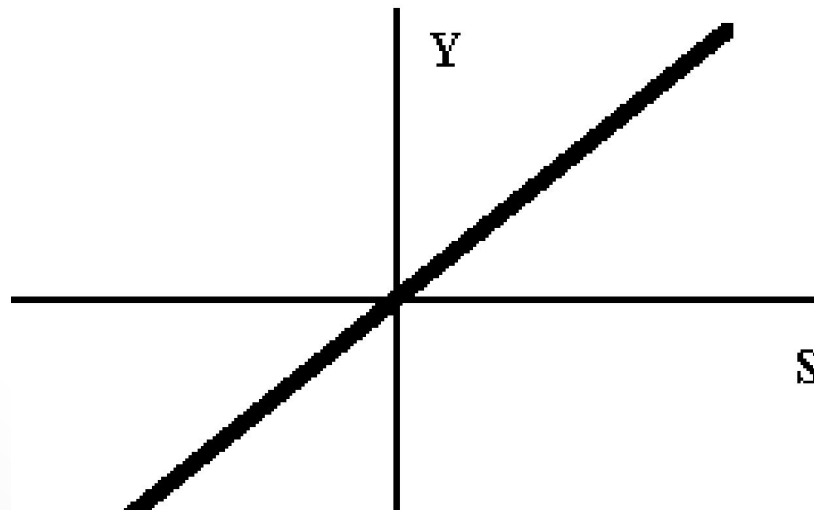
формальный нейрон представляет собой математическую модель простого процессора, имеющего несколько входов и один выход.

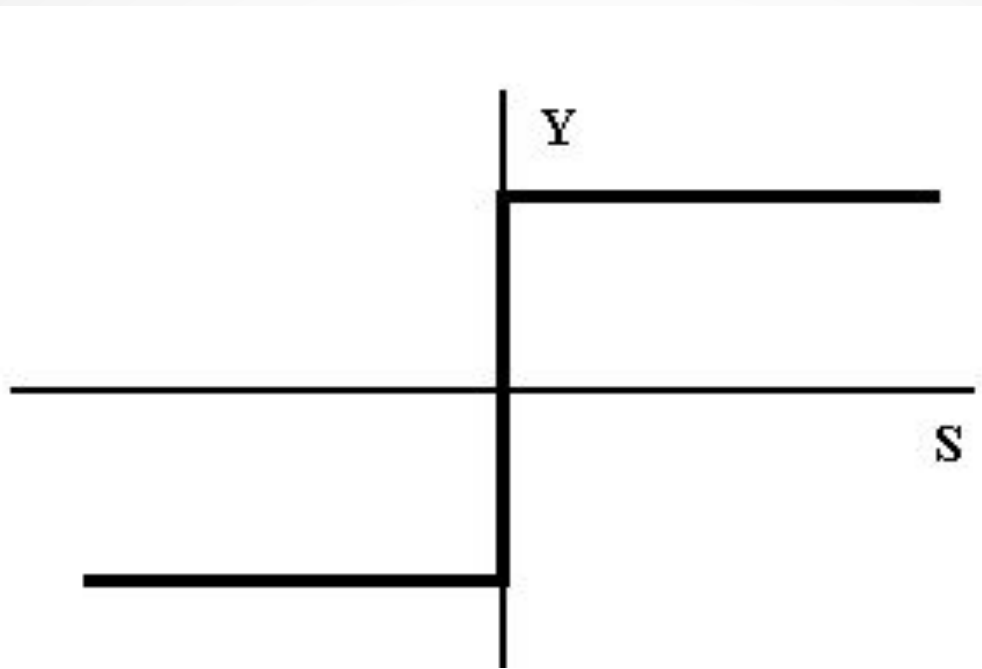


Вид функции активации является важнейшей характеристикой нейрона.

В простейшем случае функция активации - это линейная зависимость:

$$y_j = k s_j = k (\sum w_{ij} x_i + w_{0j})$$

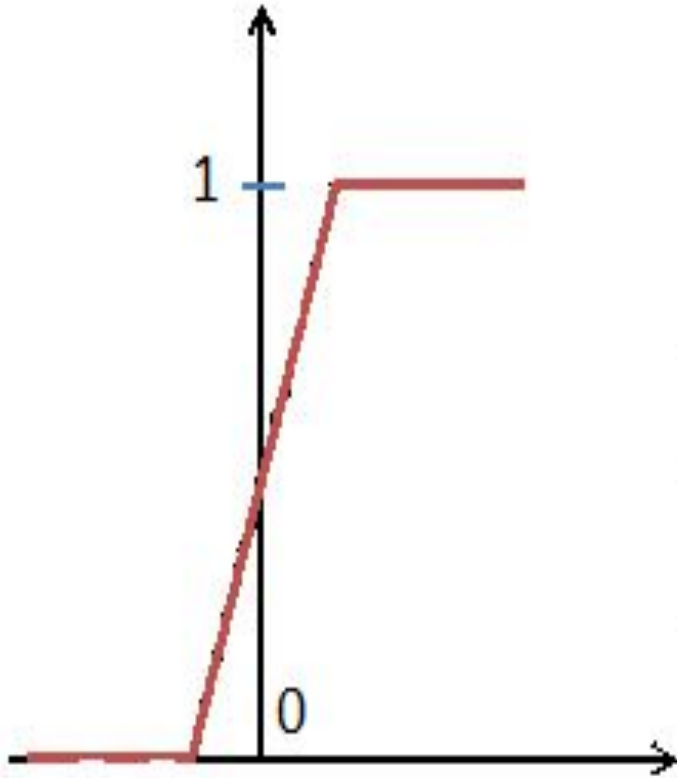




Еще в работе У. Мак-Каллока и У. Питтса [1956 г.] использовалась **ступенчатая функция активации**, формально выражаемая с помощью следующей зависимости :

$$y_j = \text{sgn}(s_j) = \text{sgn}(\sum w_{ij} x_i + w_{0j})$$

Линейный порог или гистерезис



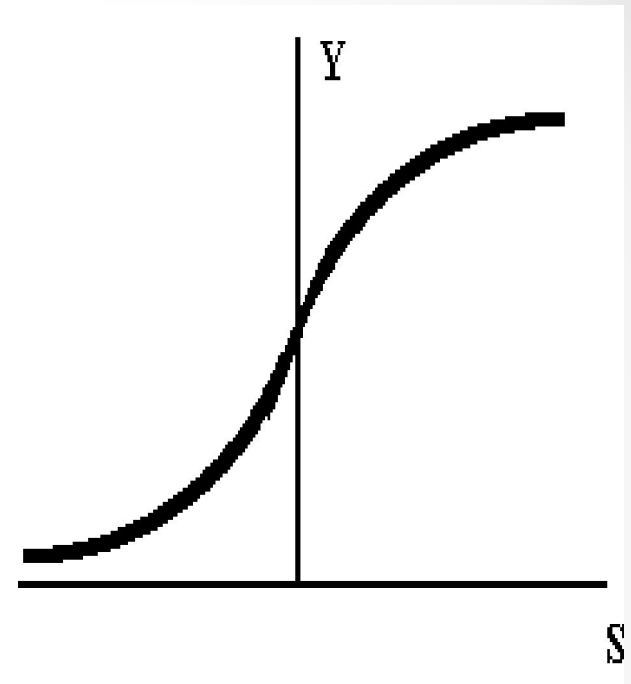
Несложная кусочно-линейная функция. Имеет два линейных участка, где функция активации тождественно равна минимально допустимому и максимально допустимому значению и есть участок, на котором функция строго монотонно возрастает.

В настоящее время в качестве активационной функции чаще используют нелинейную, близкую к ступенчатой, но гладкую (непрерывно дифференцируемую) зависимость, которую называют **сигмоидальной или логистической функцией.**

Обычно она описывается следующим выражением:

- $y_j = 1/(1 + e^{-ks})$, где $k > 0$.

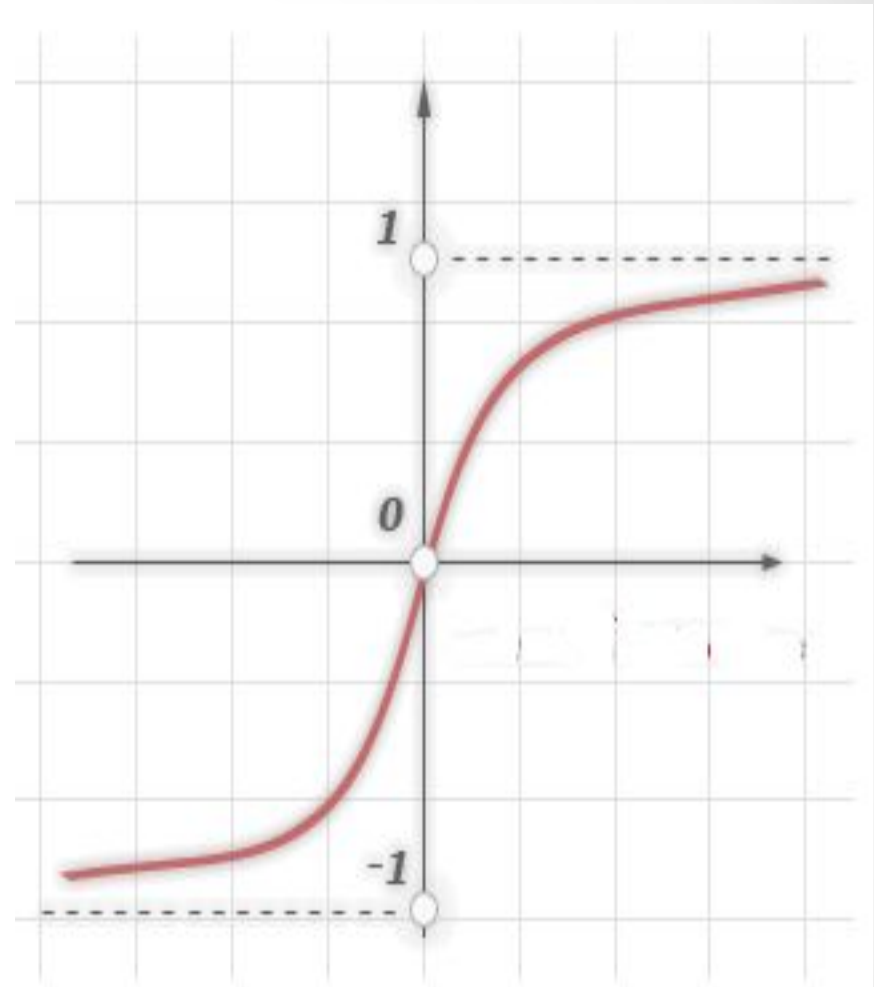
- Сигмоидальная функция обладает избирательной чувствительностью к сигналам разной интенсивности, что соответствует биологическим данным



- Еще одним примером сигмоидальной функции активации является **гиперболический тангенс**, задаваемая следующим выражением:

$$y_j = th\left(\frac{s}{k}\right)$$

где k – это также параметр, влияющий на наклон сигмоидальной функции.



Параметр k задает крутизну зависимости y от s :
чем больше k , тем ближе сигмоида к пороговой функции, чем меньше k - тем ближе она к линейной.

Таким образом, сигмоида является некоторым компромиссом между линейной и ступенчатой функцией, сохраняющим достоинства обеих.

Это обстоятельство оказывается чрезвычайно важным при поиске экстремума целевой функции в пространстве нейронных параметров.

- Нейроны организуются в сеть за счет того, что выход i -го нейрона (y_i) соединяется с одним из входов (x_j) другого, j -го, нейрона. При этом выходная переменная y_i отождествляется с входной переменной x_j .

Весовой коэффициент w_{ij} ("синаптический вес") характеризует знак и силу связи между переменными x_i и x_j . Возможна и обратная связь, при которой выход j -го нейрона соединяется с i -ым входом i -го нейрона. В общем случае коэффициент этой связи w_{ji} не обязательно равен w_{ij} .

- **Важнейшим свойством нейрона является его пластичность - возможность изменять параметры в процессе обучения.**

В ранних работах по нейросетям обычно различали два типа пластичности: синаптическую (изменение w_{ij}) и пороговую (изменение высоты порога нейрона w_{0j}).

В настоящее время пороговую пластичность обычно сводят к синаптической с помощью следующей операции:

- К числу входов j -го нейрона добавляют еще один фиктивный x_0 , не связанный ни с каким реальным входным рецептором.
- На этот вход подают постоянный сигнал, равный $+1$.
- Весовой коэффициент этого входа w_{0j} модифицируют в процессе обучения по общим правилам. *Модификация этого коэффициента равносильна смещению порога нейрона.*

Еще в 1949 г. Дональдом Хеббом было предложено естественное правило модификации весовых коэффициентов:

- 1. если два нейрона по разные стороны от синапсов активируются синхронно, то "вес" синапса слегка возрастает;*
- 2. если два нейрона по разные стороны от синапсов активируются асинхронно, то "вес" синапса слегка ослабевает или синапс удаляется*

Правило оказалось настолько удачным, что до сих пор используется в различных моделях нейронных систем, и сегодня в мы можем увидеть этот мета-алгоритм в основных методах обучения нейронных сетей..

Один из самых неожиданных результатов анализа работы искусственного нейрона (М.Минский и С.Пейперт) состоял в том, что построенный на линейных функциях активации, он не может воспроизвести такую простую логическую функцию как исключающее ИЛИ (XOR).

Это функция двух аргументов $y(x_1, x_2)$, каждый из которых может быть нулем или единицей. В этом случае не помогает и введение дополнительных слоев, так как произведение линейных преобразований снова дает линейное преобразование, обладающее теми же недостатками.

Выходом является использование нелинейных элементов.

Одна из тенденций в развитии нейронных моделей состоит в переходе к более гибким и универсальным нелинейным функциям. Они позволяют выделять не просто линейную границу между категориями, а пространство одних признаков отделять от пространства других признаков.

- Например, можно описывать нейрон ступенчатой активационной функцией, положительной в некоторой области пространства признаков и отрицательной - во всех остальных областях этого пространства.

Настраиваемыми параметрами при этом могут быть размеры области и ее положение в пространстве признаков:

- Суммируя выходы нескольких таких нейронов, можно легко выделить область самой сложной формы.
- Ступенчатую функцию можно сгладить, чтобы иметь возможность использовать градиентные методы поиска экстремума.

- В последние годы все чаще появляются нейросети, использующие именно такого рода функции (радиальные базисные функции, ρ -функции и т.п.).

Так, сферическая радиальная базисная функция i -го нейрона может задаваться выражением, аналогичным выражению для нормального распределения.

Комбинация элементов такого или подобного типа способна аппроксимировать любую нелинейную зависимость и, следовательно, выделить в пространстве признаков области самой сложной формы - невыпуклые, многосвязные и т.п.

- Итак, в целом архитектура нейросети может быть задана матрицей весовых коэффициентов w_{ij} , характеризующих силу связей между элементами сети.
- В общем случае все элементы связаны со всеми, но матрица связей несимметрична, $w_{ij} \neq w_{ji}$.
- Некоторые коэффициенты связей могут оставаться свободными, не заданными и тогда возможно их изменение - **обучение сети**.

Наложением условий на значения w_{ij} , предопределяется конфигурация сети. При этом из множества возможных конфигураций получили распространение и достаточно хорошо исследованы лишь некоторые. Наиболее популярными и изученными являются три конфигурации:

- многослойный персептрон (нейросеть с промежуточными слоями "скрытых" нейронов);
- самообучающиеся нейросети, в том числе карты (сети) Кохонена;
- рекуррентные сети Хопфилда.

Задание 7

Описать структуру и основной алгоритм работы одной из следующих нейронных сетей:

- Персептрон Розенблатта;
- Многослойный персептрон;
- Карты (сети) Кохонена;
- Рекуррентные сети Хопфилда;
- Сеть Хемминга.

Основные принципы (свойства) нейросетей

Согласно общепринятым представлениям наиболее общими принципами, характерными для современных нейросетей являются:

- **коннекционизм (связанность),**
- **нелинейность активационной функции,**
- **локальность и параллелизм вычислений,**
- **обучение вместо программирования,**
- **оптимальность обучающих алгоритмов.**

Принцип коннекционизма

Означает, что каждый нейрон нейросети, как правило, связан со всеми нейронами предыдущего слоя обработки данных.

- Наиболее последовательно этот принцип реализован в архитектуре многослойного персептрона.

Нелинейность функции активации

- *Нелинейность функции активации принципиальна.*

Если бы нейроны были линейными элементами, то любая последовательность нейронов также производила бы линейное преобразование, и вся нейросеть была бы эквивалентна одному нейрону (или одному слою нейронов - в случае нескольких выходов).

Нелинейность разрушает линейную суперпозицию и приводит к значительному расширению возможностей нейросетей

Локальность обработки информации и параллелизм вычислений

- *Локальность обработки информации и параллелизм вычислений* в нейросетях означает, что каждый нейрон реагирует лишь на локальную информацию, поступающую к нему в данный момент от связанных с ним таких же нейронов, без апелляции к общему плану вычислений, обычной для универсальных ЭВМ.

Обучение вместо программирования

Режим распространения информации по сети и соответствующей ей адаптации нейронов носит характер *обучения*.

Из способности к обучению следует способность к обобщению, позволяющая обучать сеть на незначительной доле всех возможных ситуаций, с которыми ей придется столкнуться в процессе функционирования.

Оптимальность обучающих алгоритмов

Еще одной чертой процесса обучения нейросетей является его **ОПТИМАЛЬНОСТЬ** - целевая функция, оценивающая данную конфигурацию сети, имеет экстремальный характер (обычно это минимизация функции ошибки).

Сеть постепенно модифицирует свою конфигурацию - состояние всех своих синаптических весов - таким образом, чтобы минимизировать эту ошибку. В итоге, в процессе обучения сеть все лучше справляется с возложенной на нее задачей.

Целевая функция

Под целевой функцией обычно понимают минимум ошибки сети. В общем случае функция ошибки E имеет вид:

$$E(\mathbf{w}) = E(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{y}(\mathbf{x}, \mathbf{w})),$$

где (\mathbf{x}, \mathbf{y}) – набор пар входов-выходов (примеров обучающей выборки),

$\mathbf{y}(\mathbf{x}, \mathbf{w})$ – реальные значения выходов нейросети, зависящие от конкретных значений ее синаптических весов \mathbf{w} .

Обучение сети

Базовой идеей всех алгоритмов обучения является учет локального градиента в пространстве конфигураций для выбора траектории быстрого спуска по функции ошибки.

Функция ошибки, однако, может иметь множество *локальных минимумов*, представляющих субоптимальные решения. Поэтому градиентные методы обычно дополняются элементами стохастической оптимизации, чтобы предотвратить застревание конфигурации сети в таких локальных минимумах.

Обучение сети

Идеальный метод обучения должен находить глобальный оптимум конфигурации сети.

Основные типы обучения нейросети:

- обучение с учителем,
- с подкреплением (reinforcement learning),
 - без учителя.

Обучение сети

- *Обучение с учителем* – это такой вид обучения, когда действительный выход нейросети сравнивается с эталонным.
- *Обучение с подкреплением* отличается от него тем, что в этом случае выходная информация известна не полностью и производится оценка выходов сети: например, вместо эталонных ответов известно лишь хуже или лучше данная конфигурация сети справляется с задачей.
- Если желаемые значения выходов вообще неизвестны и сеть обучается только на наборе входных данных (x), то такой режим обучения сети называется *обучением без учителя*. В этом случае сети, например, предлагается самой найти скрытые закономерности в массиве данных.

На способе обработки информации решающим образом сказывается наличие или отсутствие в сети *петель обратных связей*.

Если обратные связи между нейронами отсутствуют (*т.е. сеть имеет структуру последовательных слоев, где каждый нейрон получает информацию только с предыдущих слоев*), обработка информации в сети происходит **однонаправленно**.

Наличие обратных связей может сделать динамику нейросети (называемой в этом случае *рекуррентной*) непредсказуемой: сеть может зациклиться и вообще не выдавать ответа.

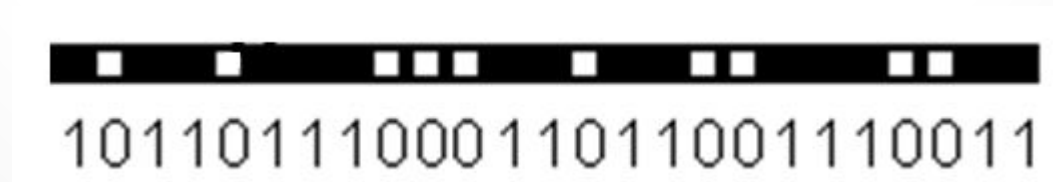
Благодаря тому, что нейроны в рекуррентных сетях обрабатывают информацию неоднократно, рекуррентные сети производят более разнообразную и глубокую обработку информации. Но в этом случае следует принимать специальные меры, гарантирующие сходимость вычислений.

Классификация нейросетей по типу обучения

Тип обучения/ тип связей	С учителем	Без учителя
без обратных связей	Многослойные персептроны (аппроксимация функций, классификация)	Соревновательные сети, карты Кохонена (сжатие данных, выделение признаков)
с обратными связями	Рекуррентные аппроксиматоры (предсказание временных рядов, обучение в режиме on-line)	Сеть Хопфилда (ассоциативная память, кластеризация данных, оптимизация)

Пример: Обучение нейрона детектированию границы "черное-белое"

- Способность формального нейрона к обучению проявляется в возможности изменения значений вектора весов W , что соответствует изменению пластичности синапсов биологических нейронов.
- Рассмотрим обучение формального нейрона на примере простейшей задачи детектирования границы. Пусть имеется образ, составленный из одномерной цепочки черных и белых клеток:





Функция, выполняемая нейроном, определяется следующей таблицей:

Вход 1	Вход 2	Требуемый выход
1	1	0
1	0	0
0	1	1
0	0	0

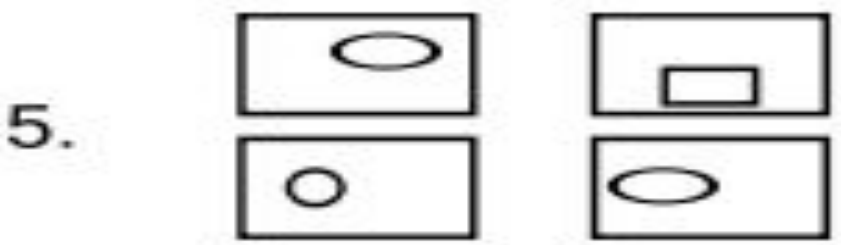
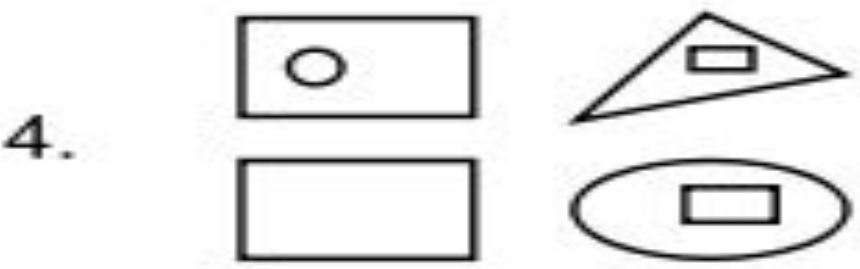
Если нейрон должен служить детектором границы перехода от светлого к темному тону образа, то очевидно, что нужным требованиям удовлетворяет набор: пороговое значение $\Theta = 0$, весовые коэффициенты входов x_1 и x_2 $W_1 = -1$, $W_2 = +1$. В случае задачи детектирования границы перехода от темного к светлому веса нужно поменять местами.

В традиционных вычислительных системах:

- Необходимо точное описание алгоритма (ориентация на обработку символов).
- Данные должны быть точными. Аппаратура легко повреждается. Разрушение основных элементов памяти делает машину неисправной.
- Каждый обрабатываемый объект явно указан в памяти.
- Трудно построить хороший алгоритм восприятия образов и ассоциативной выборки (неясно, например, как мы распознаем рукописные символы, конкретного написания которых раньше не видели).

В нейронной сети:

- Способ обработки больше похож на обработку сигналов, вместо программы — набор весов нейронов и обучение нейронов (настройка весов).
- Нейронная сеть устойчива к шумам; искажения данных (в т.ч. выход из строя отдельных нейронов) влияют на результат несущественно.
- Обрабатываемые объекты представлены весами нейронов неявно. В результате сеть может работать с объектами, которые ей ранее не встречались, и обобщать результаты обучения.
- **Применение:** задачи восприятия и ассоциативной выборки.



Некоторые задачи, которые перцептрон не способен решить:

1, 2 — преобразования группы переносов;

3 — из какого количества частей состоит фигура?

4 — внутри какого объекта нет другой фигуры?

5 — какая фигура внутри объектов повторяется два раза?

(3, 4, 5 — задачи на определение «связности» фигур.)

<http://robocraft.ru/blog/algorithm/558.html>

<https://tproger.ru/digest/learning-neuroweb-all-for-begin/>

http://masandilov.ru/ai/neural_networks