

Математические и инструментальные методы машинного обучения

2. Подготовка данных

Искусственные нейронные сети

- Искусственные нейронные сети (ИНС) — математические модели, а также их программные или аппаратные реализации, построенные по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма.
- С точки зрения машинного обучения, нейронная сеть представляет собой частный случай методов распознавания образов, дискриминантного анализа, методов кластеризации и т. п.
- С математической точки зрения, обучение нейронных сетей — это многопараметрическая задача нелинейной оптимизации.

Искусственные нейронные сети

- С точки зрения кибернетики, нейронная сеть используется в задачах адаптивного управления и как алгоритмы для робототехники.
- С точки зрения развития вычислительной техники и программирования, нейронная сеть — способ решения проблемы эффективного параллелизма.
- А с точки зрения искусственного интеллекта, ИНС является основой философского течения коннективизма и основным направлением в структурном подходе по изучению возможности построения (моделирования) естественного интеллекта с помощью компьютерных алгоритмов.

Естественный нейрон

- ⦿ Нейро́н, или невро́н (от др.-греч. νῆϋρον — волокно, нерв) — структурно-функциональная единица нервной системы. Нейрон — электрически возбудимая клетка, которая обрабатывает, хранит и передает информацию с помощью электрических и химических сигналов. Клетка содержит ядро, тело клетки и отростки (дендриты и аксоны). В головном мозге человека насчитывается около 85—86 миллиардов нейронов. Нейроны могут соединяться один с другим, формируя биологические нейронные сети. Нейроны разделяют на рецепторные, эффекторные и вставочные.

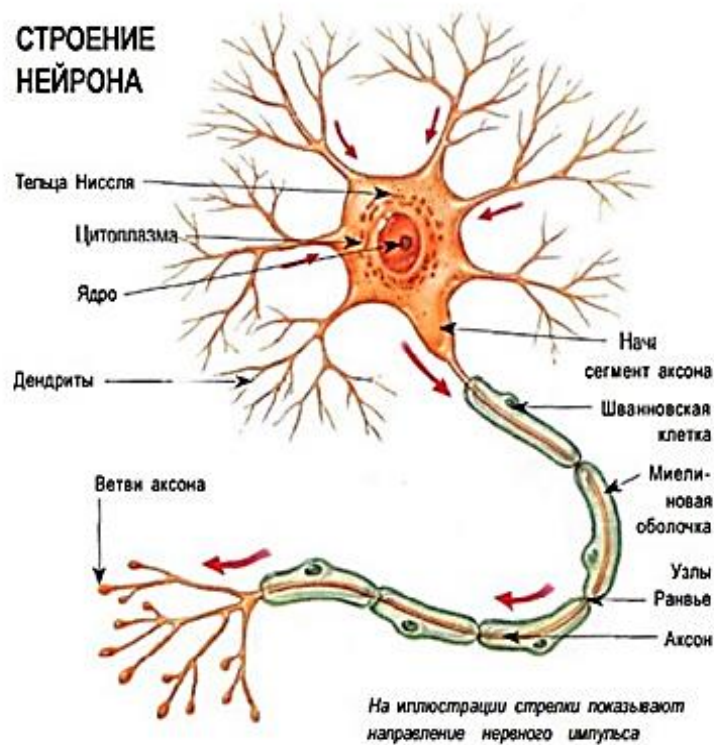
- ◎ Синапс (греч. σύναψις, от συνάπτειν — обнимать, обхватывать, пожимать руку) — место контакта между двумя нейронами или между нейроном и получающей сигнал эффекторной клеткой. Служит для передачи нервного импульса между двумя клетками, причём в ходе синаптической передачи амплитуда и частота сигнала могут регулироваться. Одни синапсы вызывают деполяризацию нейрона и являются возбуждающими, другие — гиперполяризацию и являются тормозными. Обычно для возбуждения нейрона необходимо раздражение от нескольких возбуждающих синапсов. Термин был введён английским физиологом Чарльзом Шеррингтоном в 1897 г.

Естественный нейрон

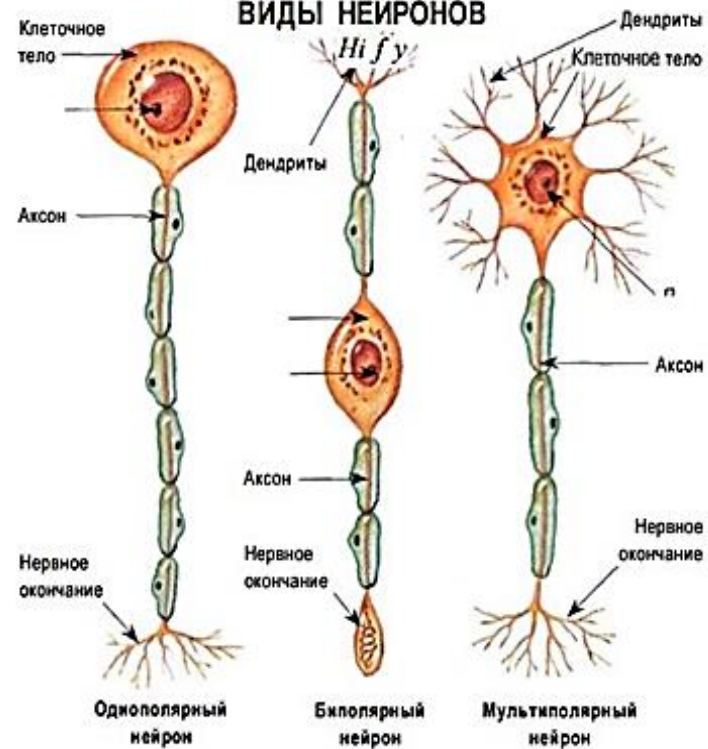
- ⦿ Аксон — обычно длинный отросток нейрона, приспособленный для проведения возбуждения и информации от тела нейрона или от нейрона к исполнительному органу.
- ⦿ Дендриты — как правило, короткие и сильно разветвлённые отростки нейрона, служащие главным местом образования влияющих на нейрон возбуждающих и тормозных синапсов (разные нейроны имеют различное соотношение длины аксона и дендритов), и которые передают возбуждение к телу нейрона. Нейрон может иметь несколько дендритов и обычно только один аксон. Один нейрон может иметь связи со многими (до 20-и тысяч) другими нейронами.

Естественный нейрон

СТРОЕНИЕ НЕЙРОНА



ВИДЫ НЕЙРОНОВ



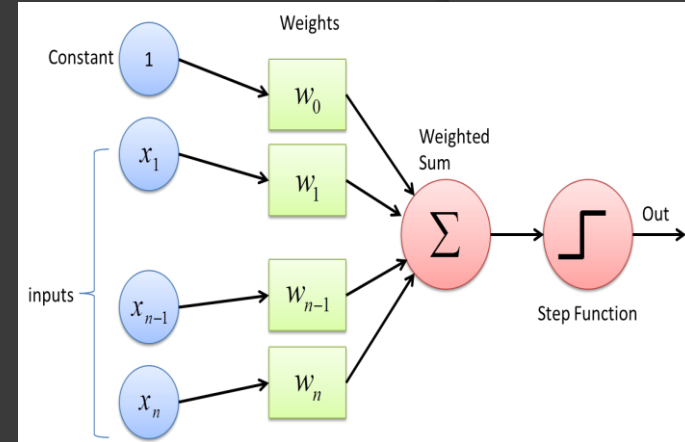
Модель МакКаллока-Питтса



Исторически
первой работой,
заложившей
теоретический

фундамент для создания
искусственных моделей нейронов и

нейронных сетей, принято считать опубликованную в 1943 г. статью Уоррена С.Мак-каллока и Вальтера Питтса "Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности". Главный принцип теории Маккалока и Питтса заключается в том, что произвольные явления, относящиеся к высшей нервной деятельности, могут быть проанализированы и поняты, как некоторая активность в сети, состоящей из логических элементов, принимающих только два состояния ("все или ничего").



Функции активации

● ступенчатая функция Хэвисайда $\theta(z) = [z \geq 0]$

● S сигмоидная функция $\rho(z) = (1 + e^{-z})^{-1}$

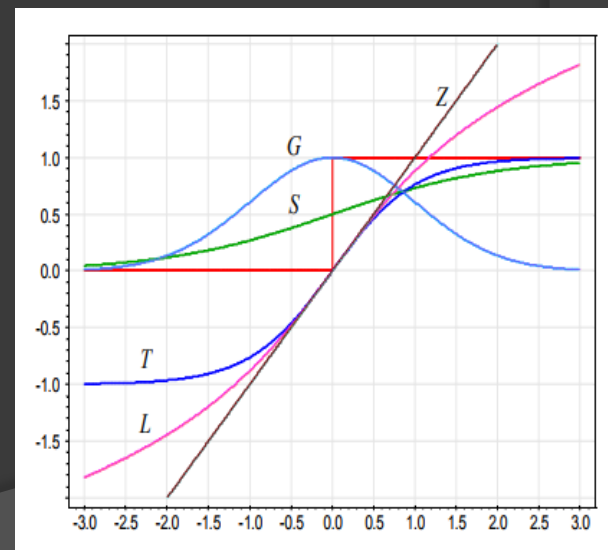
● T гиперболический тангенс $th(z) = 2\rho(2z) - 1$

● L логарифмическая функция $\ln(z + \sqrt{z^2 + 1})$

● G функция Гаусса $\exp(-z^2/2)$

● Z линейная функция z

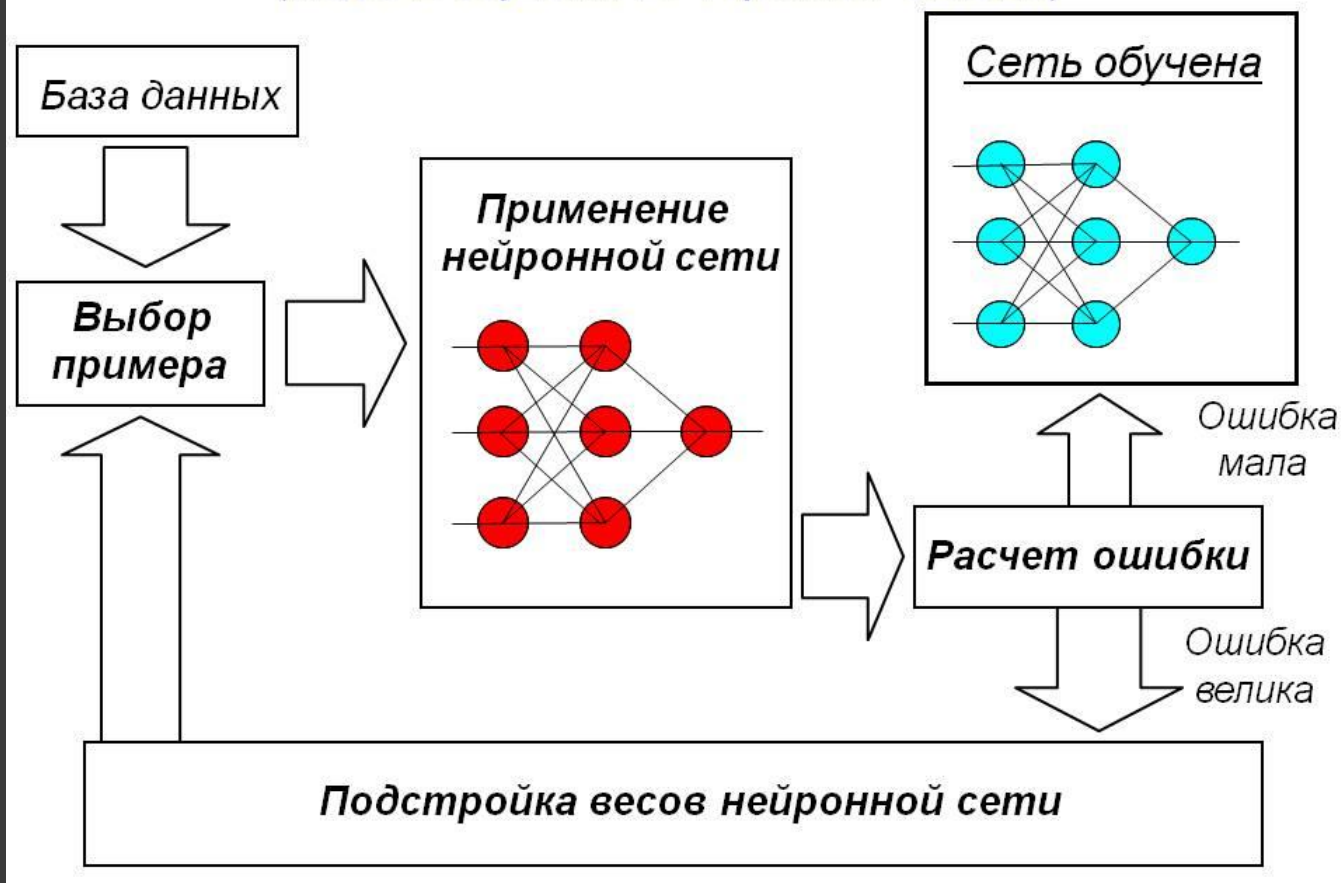
и многие другие ...



Обучение ИНС

Общая схема обучения нейронной сети

(модель обучения с обратной связью)



Методы обучения синаптических весов

- ⦿ градиентный алгоритм (метод наискорейшего спуска)
- ⦿ метод сопряженных градиентов
- ⦿ метод Ньютона,
- ⦿ методы оптимизации с разреженными матрицами Гессе
- ⦿ метод Гаусса-Ньютона
- ⦿ метод Левенберга-Марквардта
- ⦿ поиск в случайном направлении
- ⦿ имитация отжига
- ⦿ метод Монте-Карло
- ⦿ метод обратного распространения ошибки
- ⦿ и многие другие ...

EHC VS IHC



Biological neurons or nerve cells

200 billion neurons, 32 trillion interconnections.

Neuron size: 10^{-6} m.

Energy consumption: 6-10 joules per operation per sec.

Learning capability



Silicon transistors

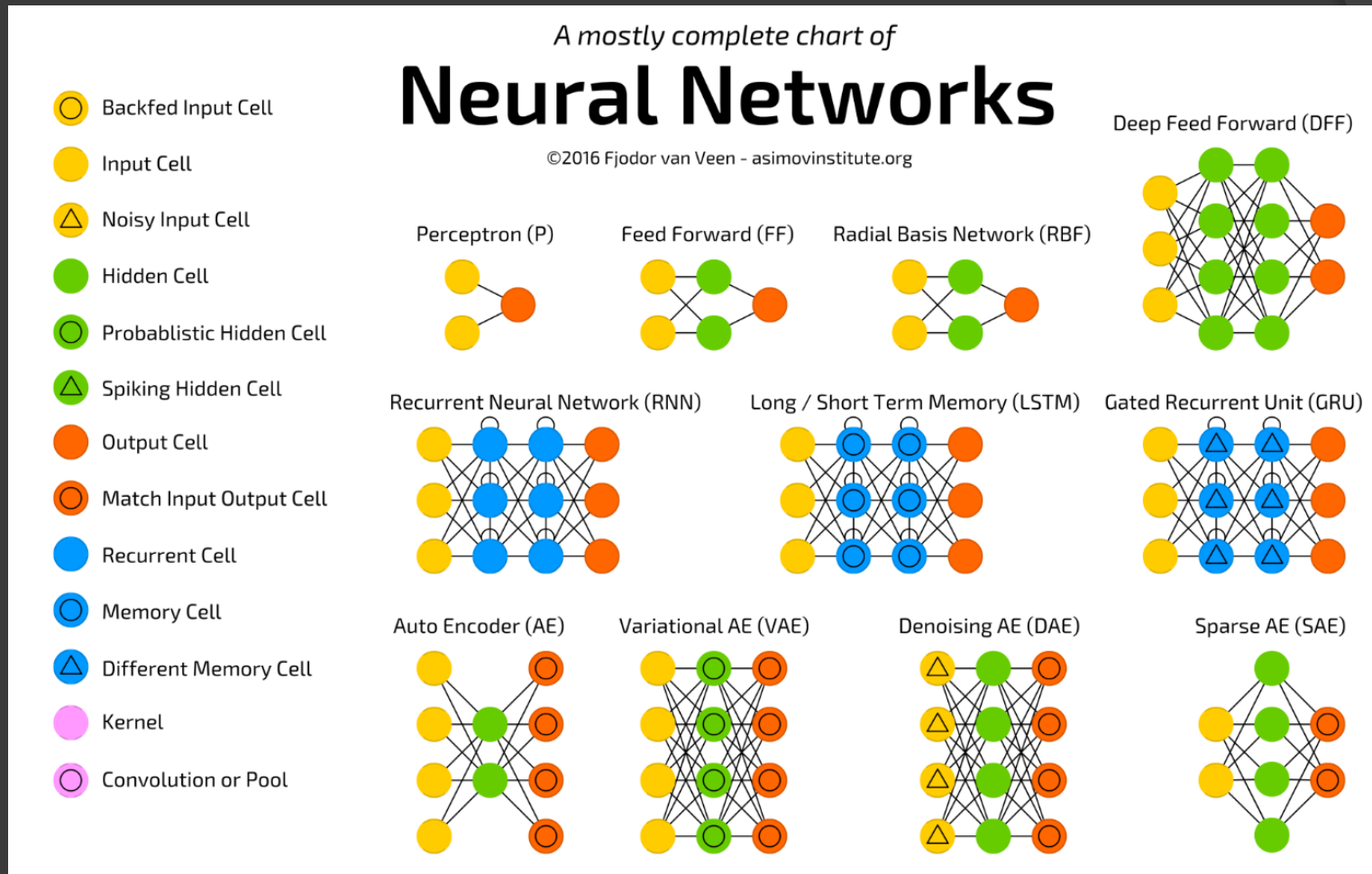
1 billion bytes RAM, trillion of bytes on disk.

Single transistor size: 10^{-9} m.

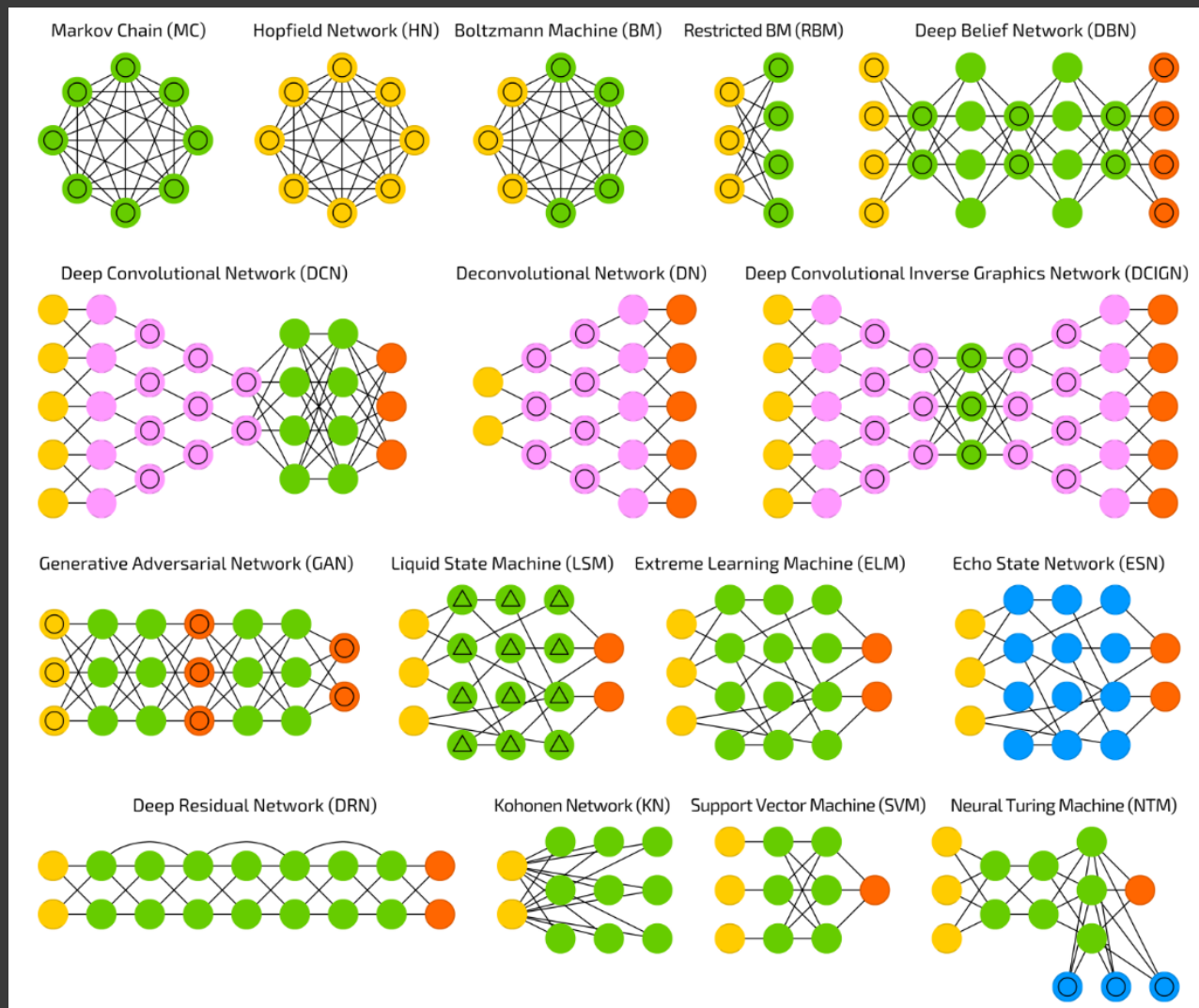
Energy consumption: 10^{-16} joules per operation per second.

Programming capability

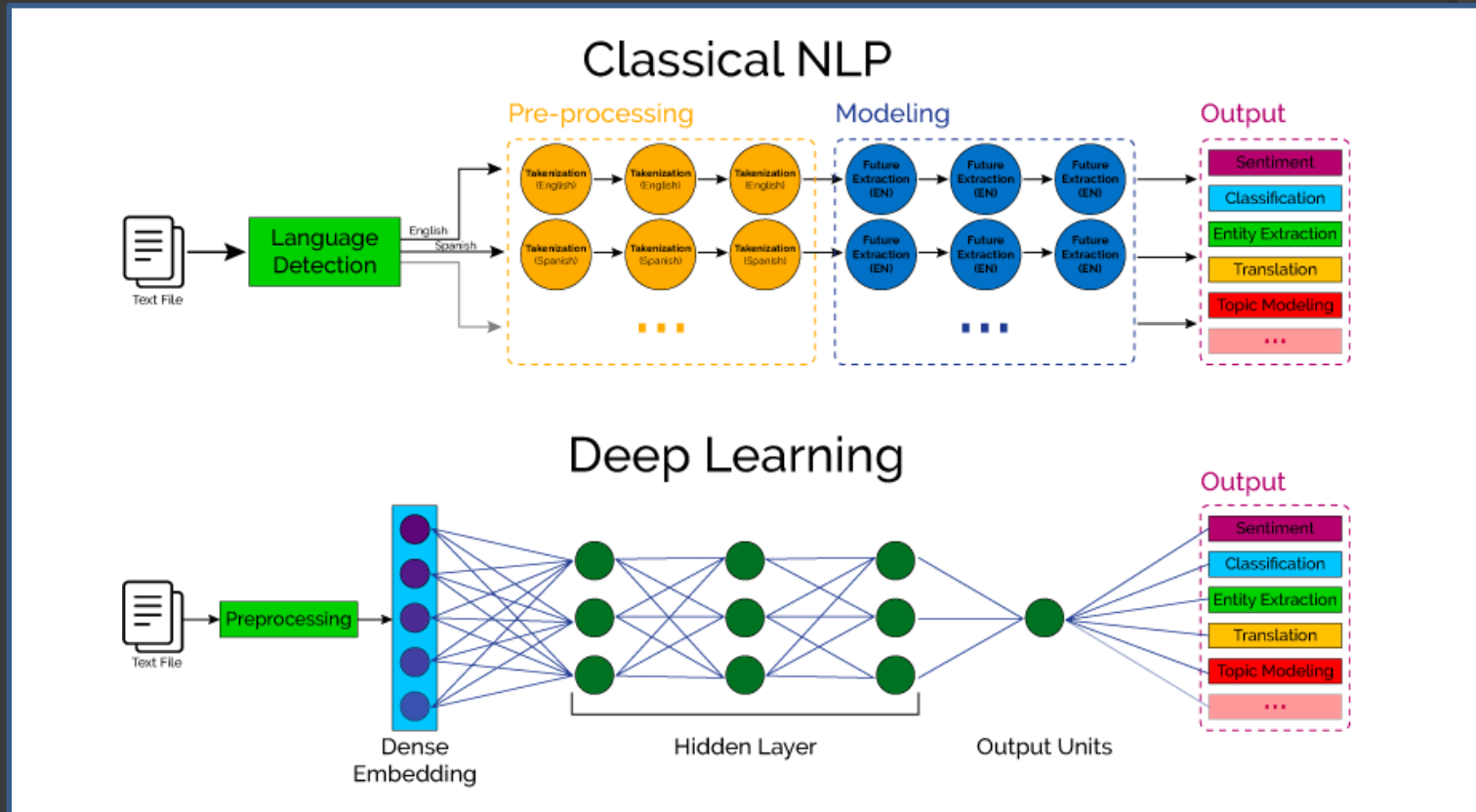
Современные виды нейронных сетей



Современные виды нейронных сетей



Пример применения сетей глубокого обучения



Популярные нейронные сети

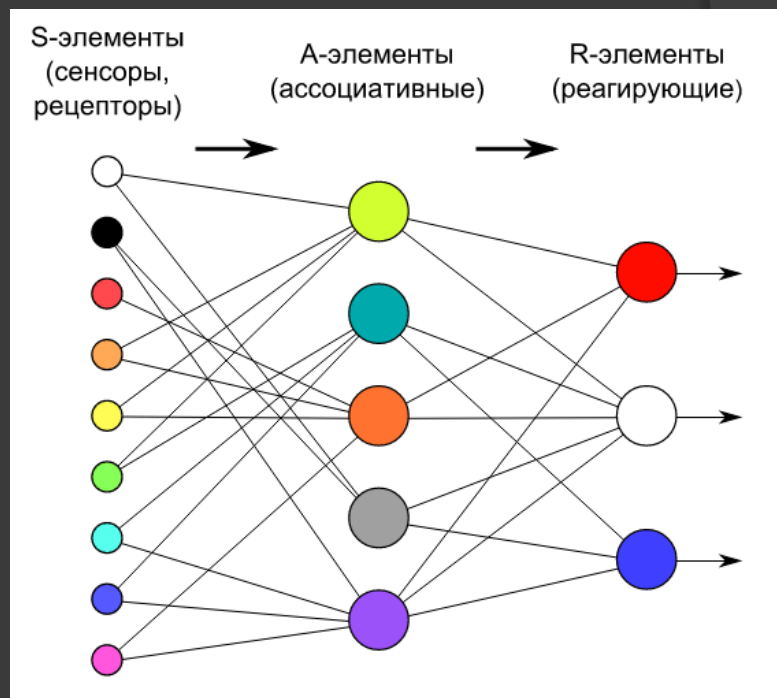
- ⦿ перцептроны (Perceptrons, P)
- ⦿ сети прямого распространения (Feed Forward, FF)
- ⦿ рекуррентные нейронные сети (RNN)
- ⦿ сети Кохонена (Kohonen Network, KN)
- ⦿ сети Хопфилда (Hopfield Network, NN)

Персептрон Розенблатта



Персептрон (англ. perceptron от лат. Perceptio — восприятие) — математическая и компьютерная модель восприятия информации мозгом (кибернетическая модель мозга), предложенная Фрэнком Розенблаттом

в 1957 году и реализованная в виде электронной машины «Марк-1»[2] в 1960 году.

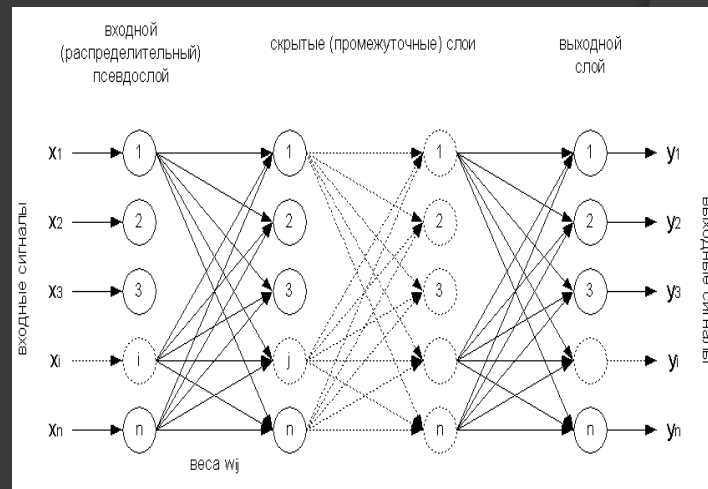


Многослойный перцептрон (Румельхарта)



В 1986 году Румельхарт пишет книгу, где обосновывает необходимость алгоритма обратного распространения. Многослойный перцептрон Румельхарта — частный случай перцептрона Розенблатта в котором один алгоритм обратного распространения ошибки обучает все слои. Особенностью является наличие более чем одного обучаемого слоя (как правило два или три, для

большого числа применений момент нет обоснования, теряется скорость без приобретения качества). Необходимость в большом количестве обучаемых слоев отпадает, так как теоретически единственного скрытого слоя достаточно, чтобы перекодировать входное представление таким образом, чтобы получить линейную карту для выходного представления. Но есть предположение, что используя большее число слоев можно уменьшить число элементов в них, т.е. суммарное число элементов в слоях будет меньше, чем если использовать один скрытый слой.



Теорема Колмогорова



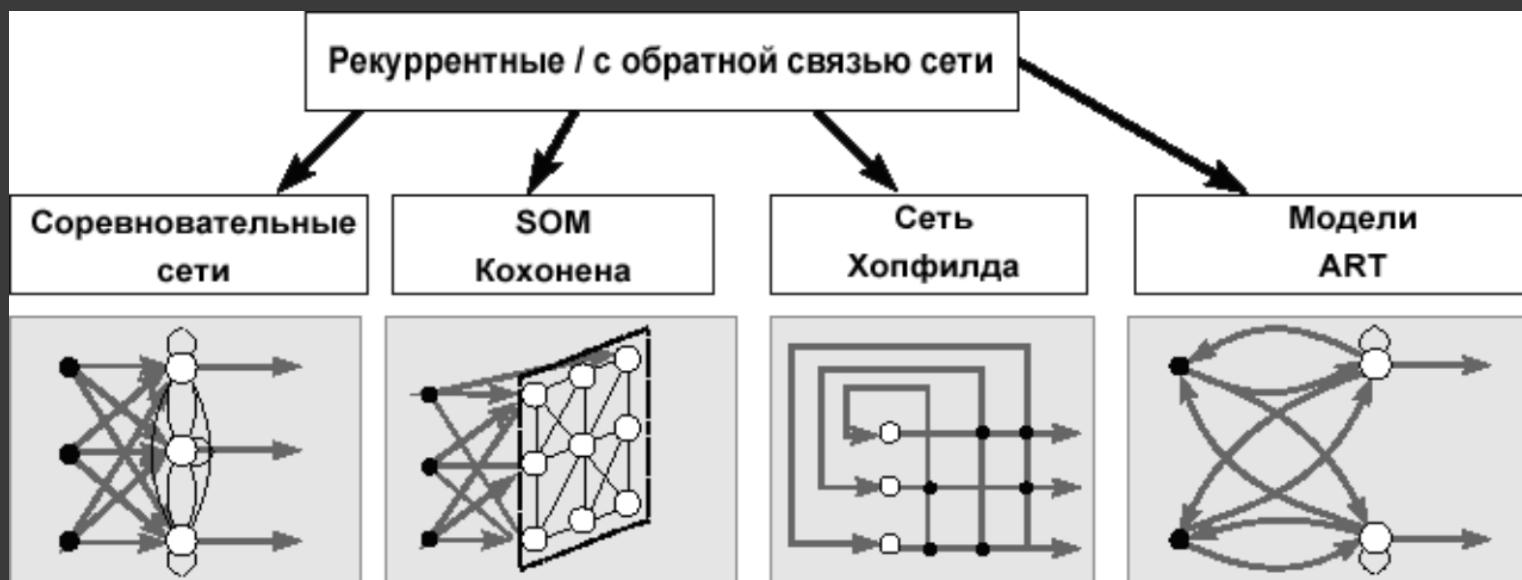
А. Н. Колмогоров показал, что любую непрерывную функцию n переменных на единичном отрезке $[0; 1]$ можно представить в виде суммы конечного числа одномерных функций:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \sum_{p=1}^{2n+1} g\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i \varphi_p(x_i)\right)$$

где функции g и φ_p являются одномерными и непрерывными, $\lambda_i = \text{const}$ для всех i . Из данной теоремы следует, что любую непрерывную функцию $f : [0; 1]^n \rightarrow [0; 1]$ можно аппроксимировать при помощи трехслойной нейронной сети, имеющей n входных, $2n + 1$ скрытых и один выходной нейрон.

Рекуррентные нейронные сети

Рекуррентные нейронные сети (Recurrent Neural Network, RNN) — класс моделей машинного обучения, основанный на использовании предыдущих состояний сети для вычисления текущего.

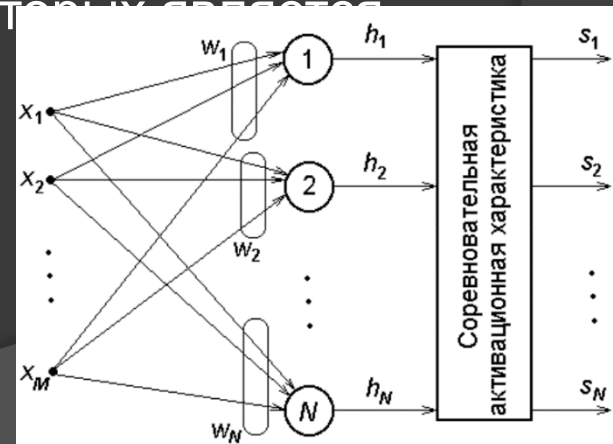


Сети Кохонена



В конце 60-х – начале 70-х г.г. Стефан Гроссберг (Stephen Grossberg) предложил целое множество соревновательных схем обучения НС. Другим исследователем, который занимался проблемами соревновательного обучения был и изучения работ Гроссберга, фон дер Мальсбурга и других Тойво Кохонен

пришли к заключению, что главная цель соревновательного обучения должна состоять в конструировании набора векторов, которые образуют множество равновероятных представителей из некоторой фиксированной функции плотности распределения входных векторов. Нейронные сети Кохонена (Kohonen neural network) — класс нейронных сетей, основным элементом которых является *слой Кохонена*. Слой Кохонена состоит из адаптивных линейных сумматоров («линейных формальных нейронов»). Как правило, выходные сигналы слоя Кохонена обрабатываются по правилу «победитель забирает всё»: наибольший сигнал превращается в единичный, остальные обращаются в ноль.

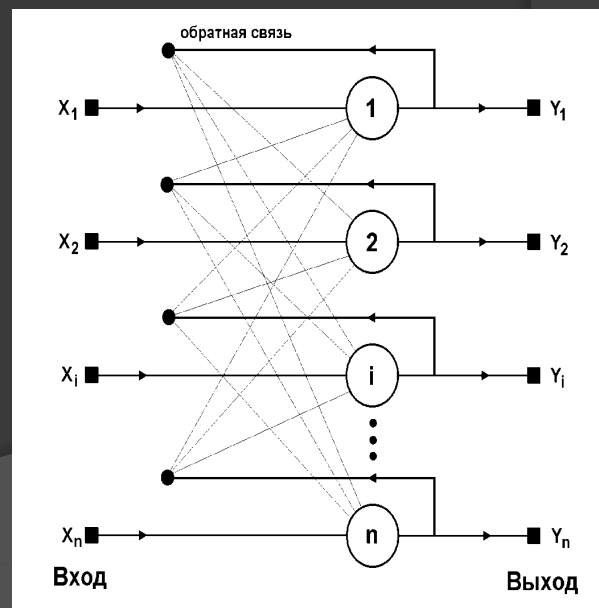


Сети Хопфилда



Возрождение интереса к нейронным сетям связано с работой Хопфилда (1982 г.). Эта работа пролила свет на то обстоятельство, что заимствованные из природы сети из нейроноподобных элементов могут быть использованы для вычислительных целей. Нейронная сеть Хопфилда — полносвязная нейронная сеть с симметричной матрицей

связей. В процессе работы динамика таких сетей сходится (конвергирует) к одному из положений равновесия. Эти положения равновесия являются локальными минимумами функционала, называемого энергией сети (в простейшем случае — локальными минимумами отрицательно определённой квадратичной формы на n -мерном кубе). Сеть может быть использована как автоассоциативная память, как фильтр, а также для решения некоторых задач оптимизации.



Преимущества и недостатки ИНС

Нейронные сети имеют ряд преимуществ:

- Линейные и нелинейные модели: сложные линейные и нелинейные отношения могут быть получены с помощью нейронных сетей.
- Гибкий вход-выход: нейронные сети могут работать, используя один или несколько дескрипторов и / или переменных отклика. Их можно также использовать с категориальными и непрерывными данными.
- Шум: нейронные сети менее чувствительны к шуму, чем статистические регрессионные модели.

Преимущества и недостатки ИНС

Основными недостатками нейронных сетей являются:

- Черный ящик: невозможно объяснить, как были получены результаты рассчитано любым осмысленным способом.
- Оптимизация параметров: много параметров, которые нужно установить в нейронную сеть и оптимизация сети может быть сложной задачей, особенно, чтобы избежать переобучения.

Применение ИНС

