

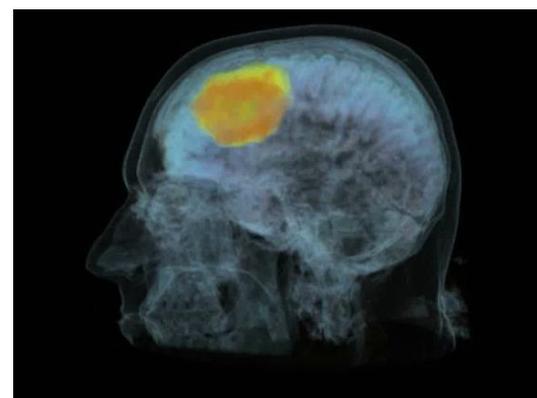
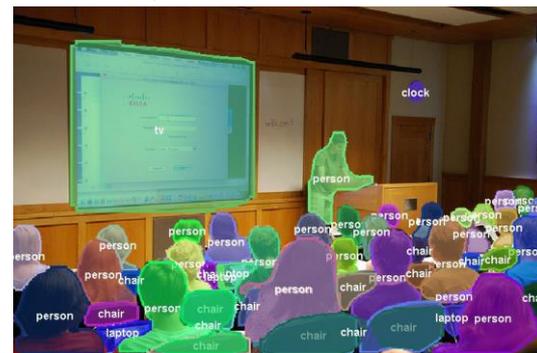
Глубинное обучение нейронных сетей

А.В. Созыкин

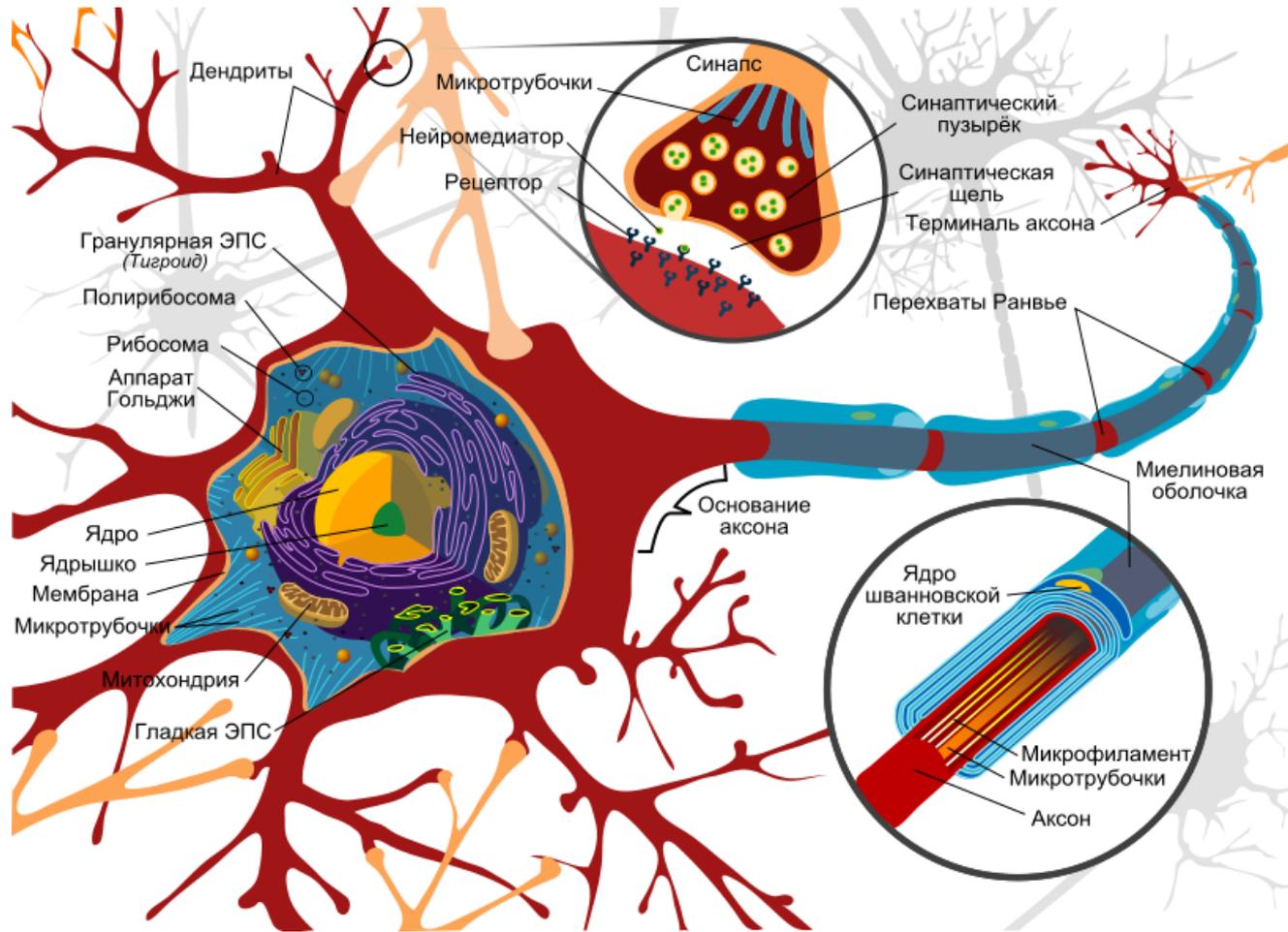
Научный консультант: **Л.Б. Соколинский**

Глубокие нейронные сети

- Популярный метод машинного обучения
- Важные признаки из данных выбираются автоматически
- Примеры применения:
 - Компьютерное зрение
 - Обработка естественных языков
 - Обработка сигналов
 - Медицина
 - Рекомендательные системы

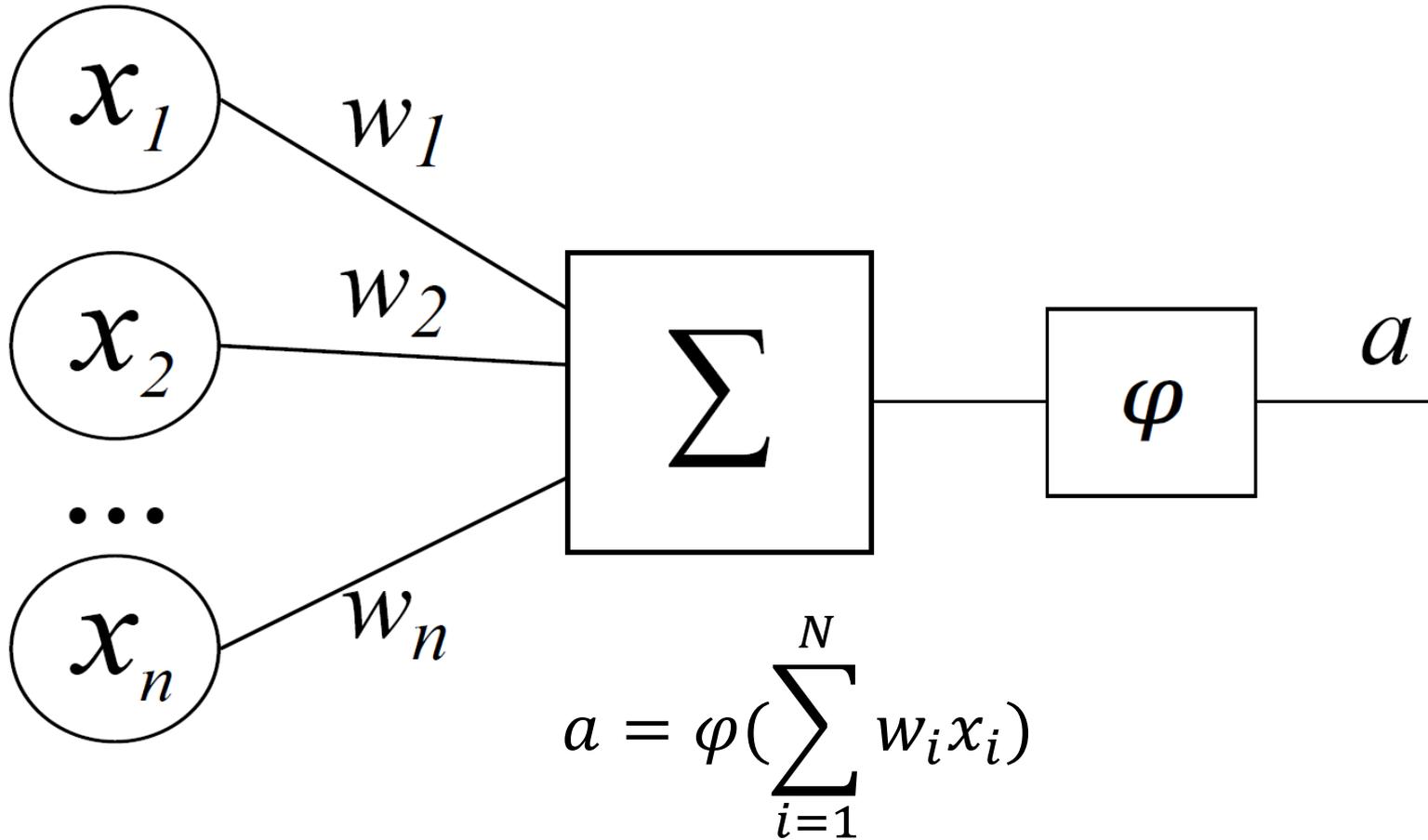


Нейрон головного мозга



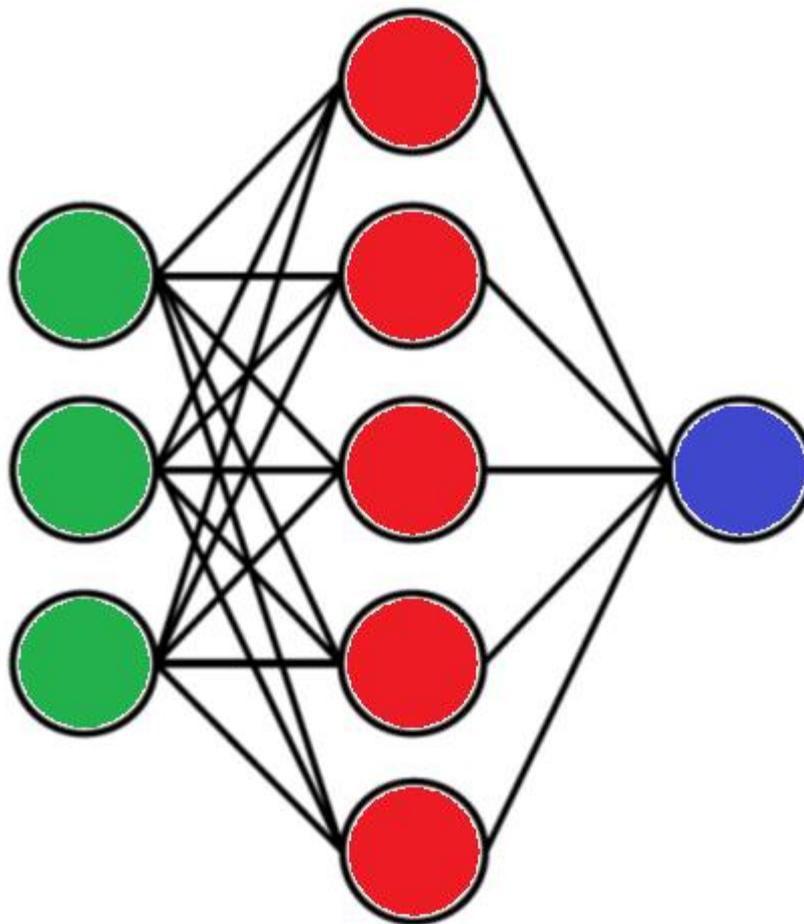
<https://ru.wikipedia.org/wiki/Нейрон>

Искусственный нейрон



McCulloch Warren S., Pitts Walter. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. 1943.

Нейронные сети



Входной
слой

Скрытый
слой

Выходной
слой

Что могут нейронные сети?

- Нейронная сеть – универсальный аппроксиматор
- Теорема Колмогорова (13 проблема Гилберта):
 - Любая непрерывная функция n аргументов на единичном кубе представима в виде суперпозиции непрерывных функций одного аргумента и операции сложения
- Теорема Вейерштрасса:
 - Любую непрерывную функцию n переменных можно равномерно приблизить полиномом с любой степенью точности

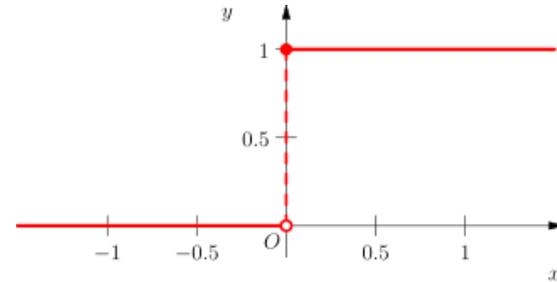
Что могут нейронные сети?

- Теорема Стоуна, 1948:
 - любую непрерывную функцию на произвольном компакте X можно приблизить многочленом от любого конечного набора функций F разделяющих точки (для любых точек $x, x' \in X$ существует функция $f \in F$, такая что $f(x) \neq f(x')$)
- Теорема Горбаня, 1998
 - с помощью линейных операций и единственного нелинейного элемента φ можно приблизить непрерывную функцию с любой желаемой точностью

Функции активации

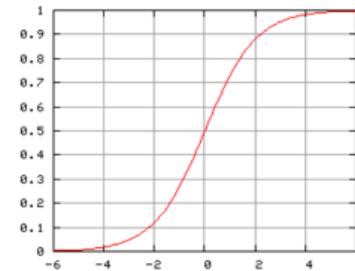
- Функция Хевисайда

$$- \theta(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases}$$



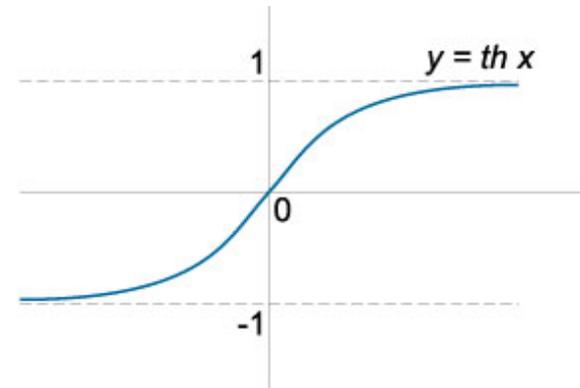
- Сигмоидальные функции

$$- \sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \text{ (логистическая)}$$



$$- th(x) = \frac{e^{2x}-1}{e^{2x}+1}$$

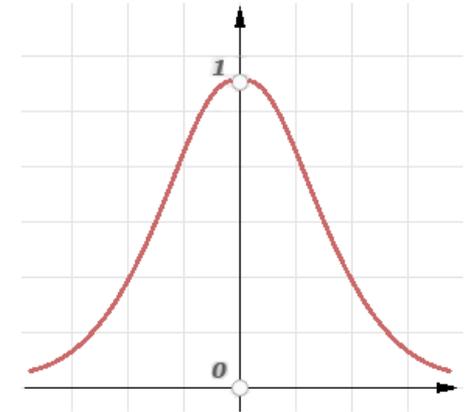
(гиперболический тангенс)



Функции активации

- Радиально-базисная функция

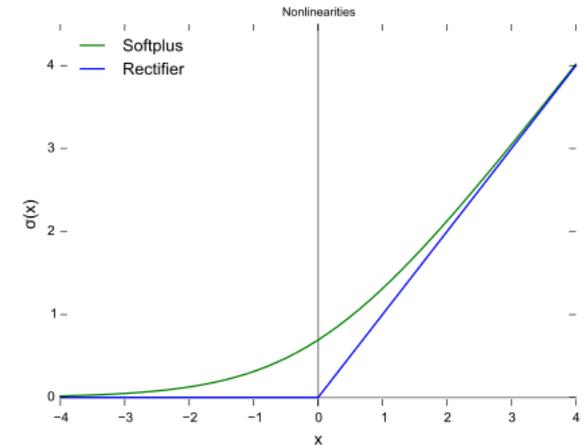
$$- f(x) = e^{-\frac{x^2}{\sigma^2}}$$



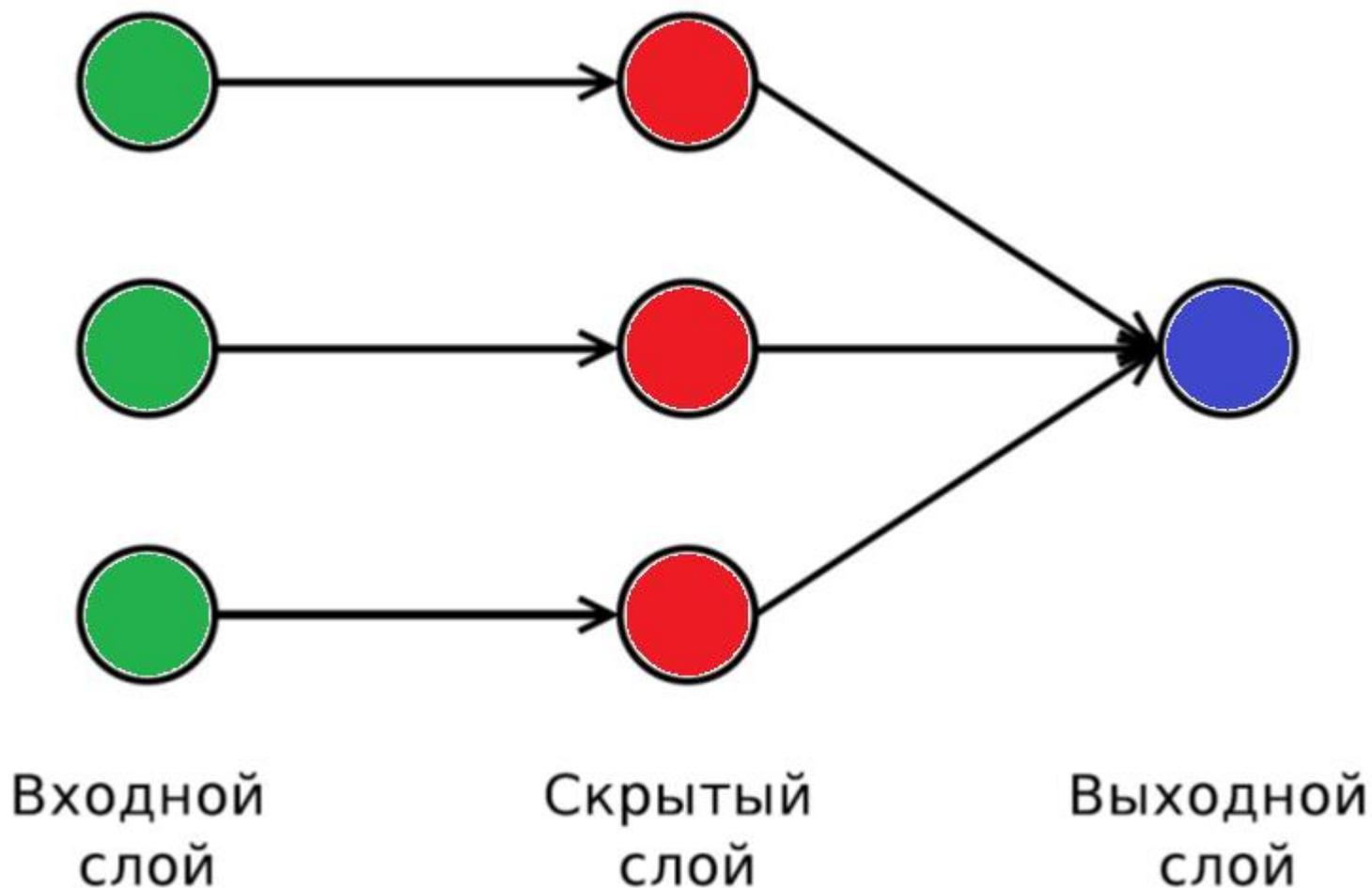
- Ректификатор (rectifier)

$$- f(x) = \max(0, x)$$

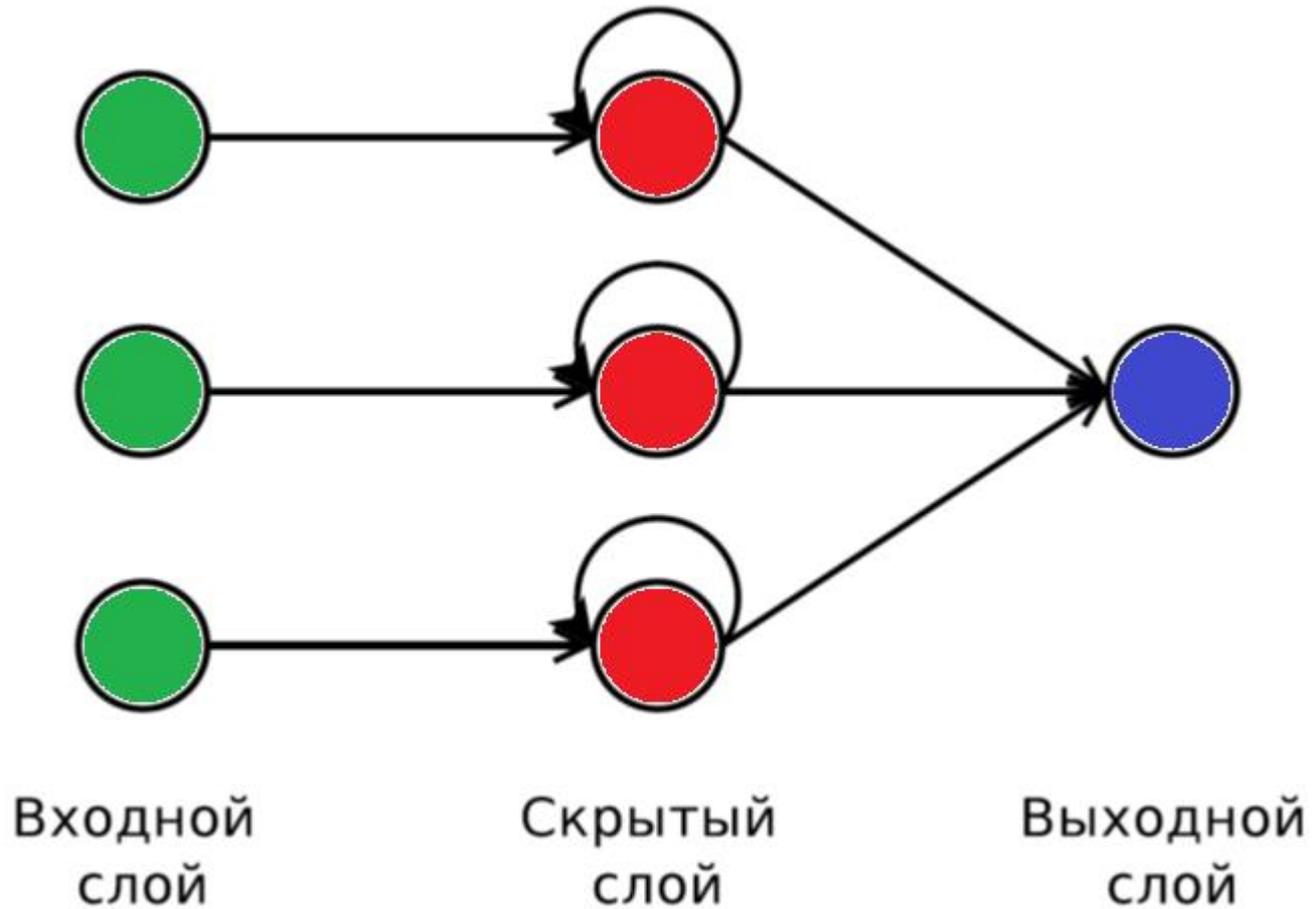
$$- f(x) = \ln(1 + e^x)$$



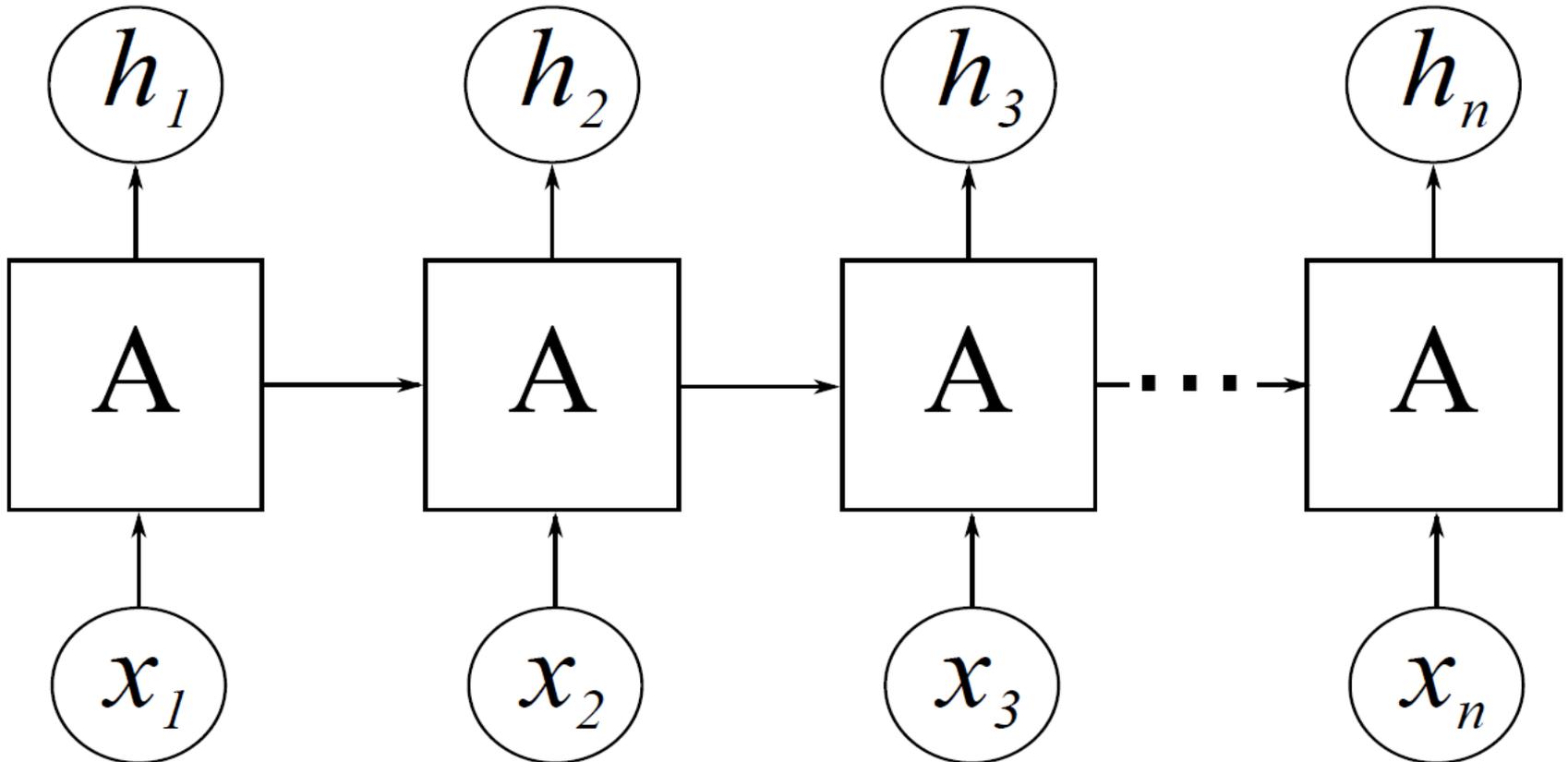
Сеть с прямым распространением сигналов



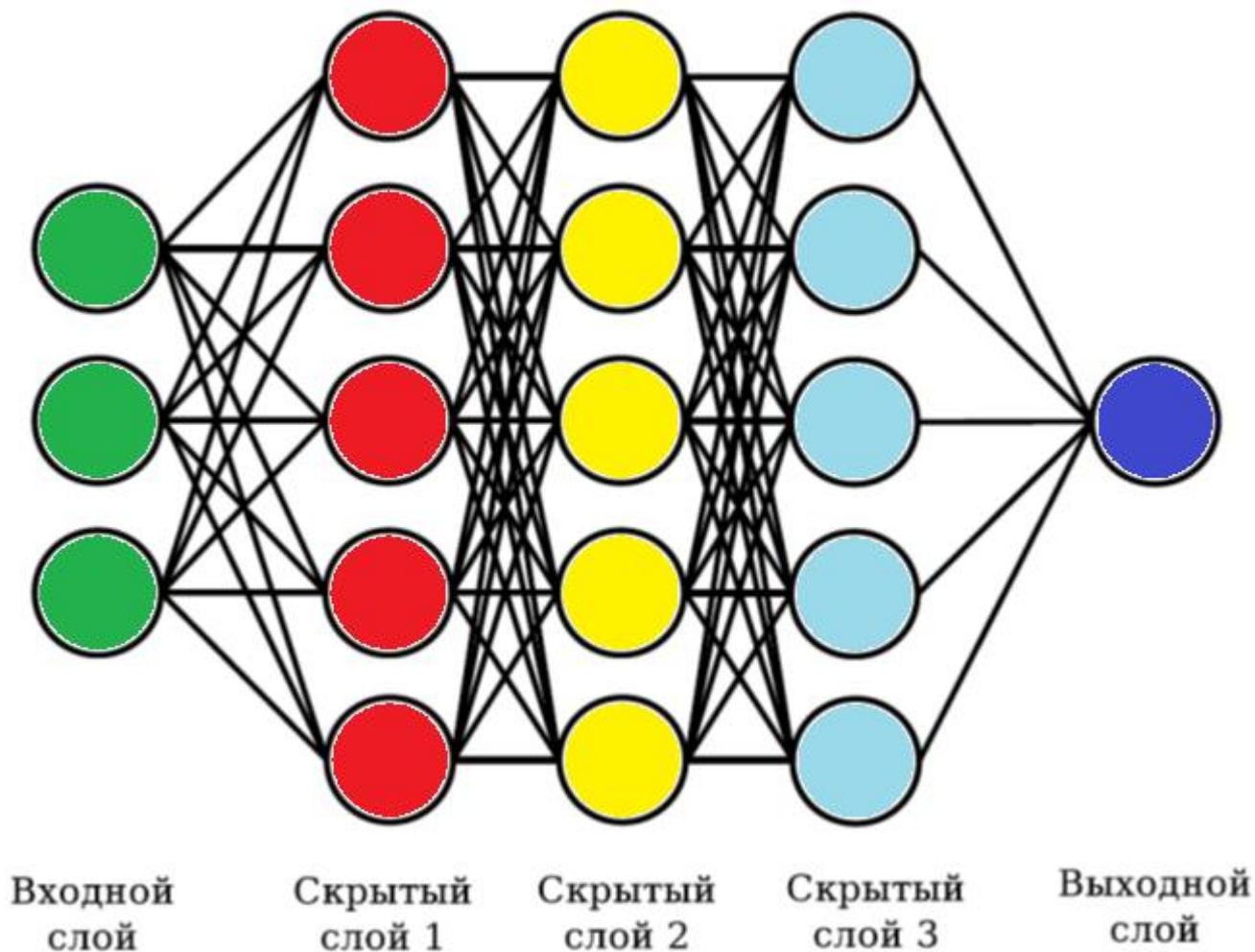
Рекуррентная сеть



Рекуррентная сеть



Глубокая нейронная сеть



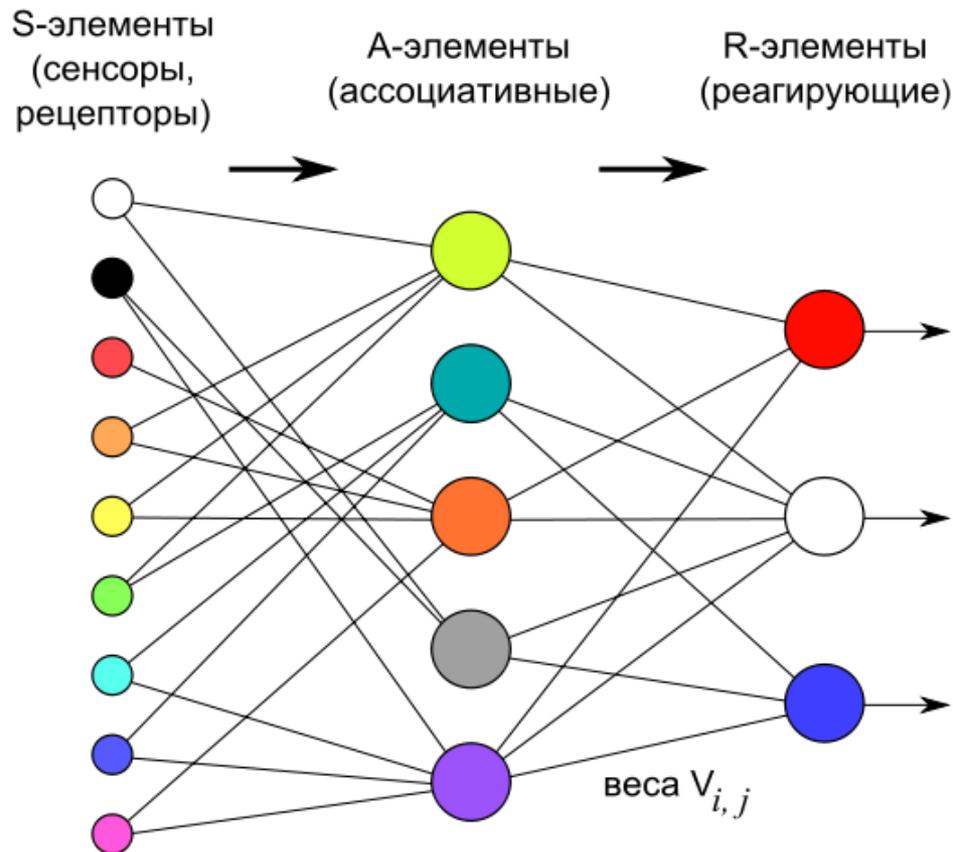
Обучение нейронных сетей

- Обучение нейронной сети – подбор весов таким образом, чтобы сеть решала поставленную задачу
- Задачи:
 - Классификация
 - Регрессия
- Типы обучения:
 - С учителем
 - Без учителя
 - С подкреплением

Правила Хэбба

- Биологические предпосылки:
 - Если нейроны срабатывают вместе, то их связи укрепляются
- Правила обучения Хэбба, 1949 г.:
 - Нейрон выдает сигналы $\{0, 1\}$
 - Начальные веса назначаются случайным образом
 - Если сигнал нейрона неверен и равен нулю, то необходимо увеличить веса тех входов, на которые была подана единица
 - Если сигнал нейрона неверен и равен единице, то необходимо уменьшить веса тех входов, на которые была подана единица

Персептрон Розенблатта

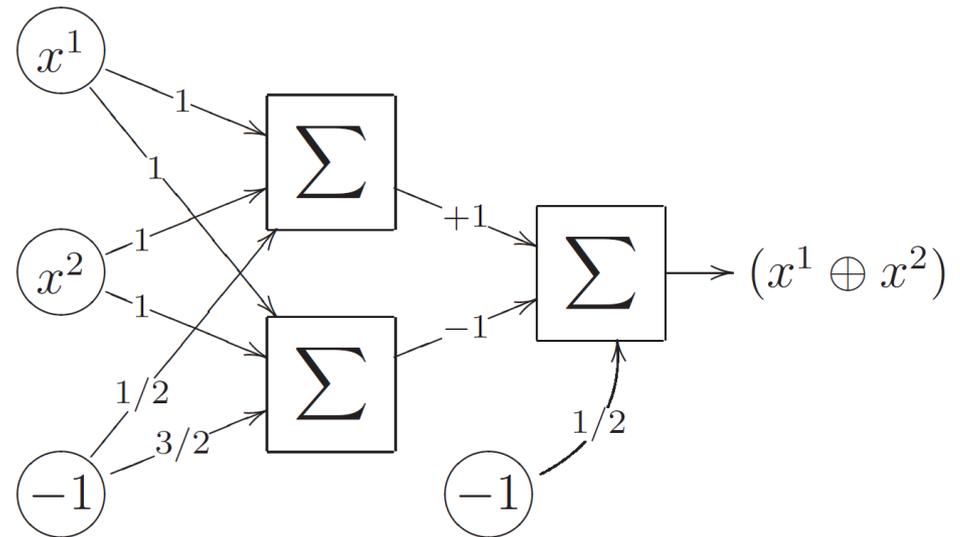
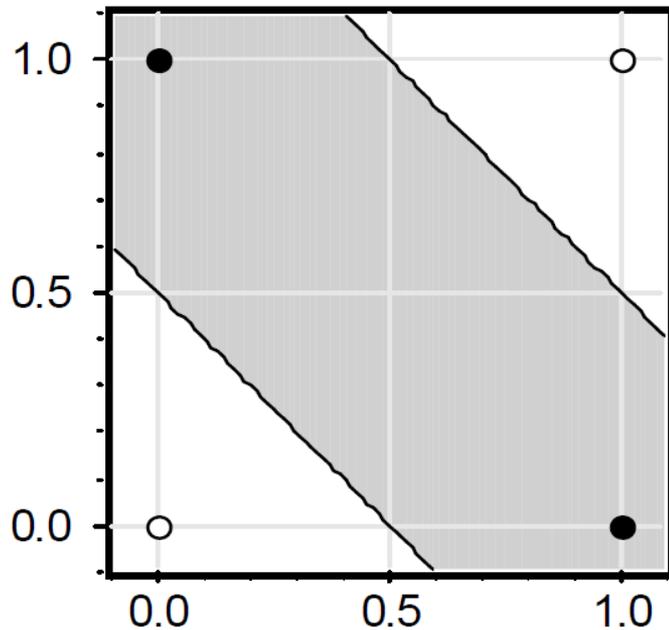


F. Rosenblatt. The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in The Brain, 1958.

Обучение персептрона

- Правила обучения персептрона:
 - Персептрон выдает сигналы $\{0, 1\}$
 - Если выходной сигнал неправильный и равен 0, то входной вектор прибавляется к весам
 - Если выходной сигнал неправильный и равен 1, то входной вектор вычитается из весов
- Ограничения персептрона:
 - *Minsky M., Papert S. Perceptrons: an Introduction to Computational Geometry, 1968*
 - Нет возможности представить функцию XOR

Ограничения персептрона

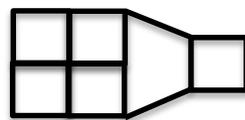
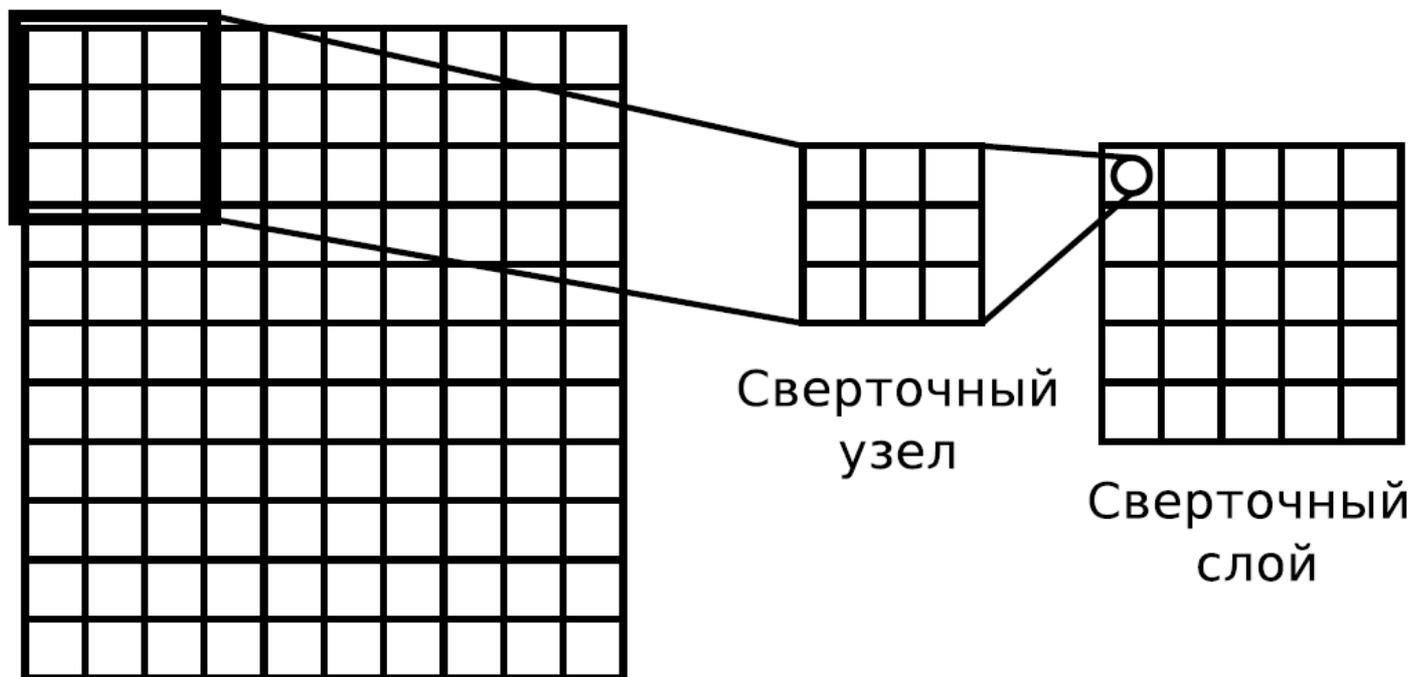


К. В. Воронцов. Лекции по искусственным нейронным сетям

Неокогнитрон

- Архитектура нейронной сети, Фукушима, 1979
- Биологическая аналогия с устройством мозга кошки:
 - *Wiesel D. H., Hubel T. N. Receptive fields of single neurones in the cat's striate cortex, 1959*
 - Простые и сложные клетки
- Архитектура Некогнитрона:
 - Сверточные слои (простые клетки)
 - Слои подвыборки (сложные клетки)

Слой свертки и подвыборки



Слой подвыборки

Неокогнитрон

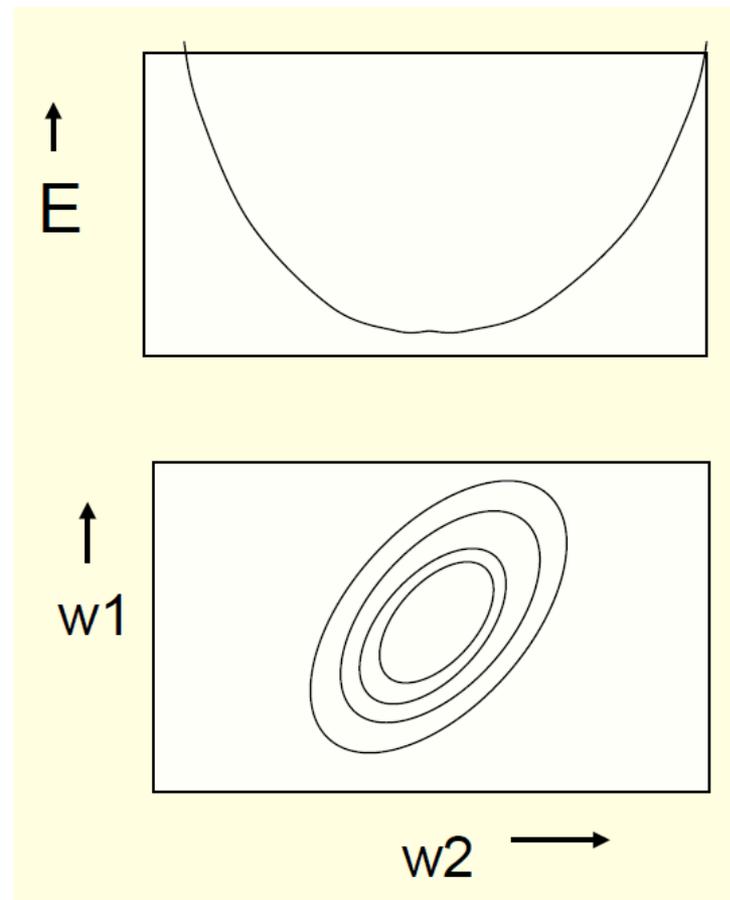
- Неокогнитрон – иерархическая сеть
- В Неокогнитроне нет глубинного обучения
 - Уровень свертки: заранее заданные веса, локальные алгоритмы обучения без учителя
 - Уровень подвыборки – усреднение

Алгоритм обратного распространения ошибки

- Предложен в 1970 г.:
 - Linnainmaa S. — The representation of the cumulative rounding error of an algorithm as a Taylor expansion of the local rounding errors
- Применение для обучения нейронных сетей, 1981:
 - *J. Werbos P. Applications of Advances in Nonlinear Sensitivity Analysis*
- Последующие работы (1986-1988): Ян Лекун, Дэвид Румельхарт, Джеффри Хинтон

Алгоритм обратного распространения ошибки

- Выходные сигналы нейрона – действительные числа
- Минимизируем ошибку методом градиентного спуска
- Мера ошибки: среднеквадратичная



Geoffrey Hinton. Neural Networks for Machine Learning

Алгоритм обратного распространения ошибки

- Линейный нейрон:

$$a = \sum_{i=1}^N w_i x_i$$

- Ошибка:

$$\varepsilon = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M (a_j - y_j)^2$$

- Изменение весов (дельта-правило):

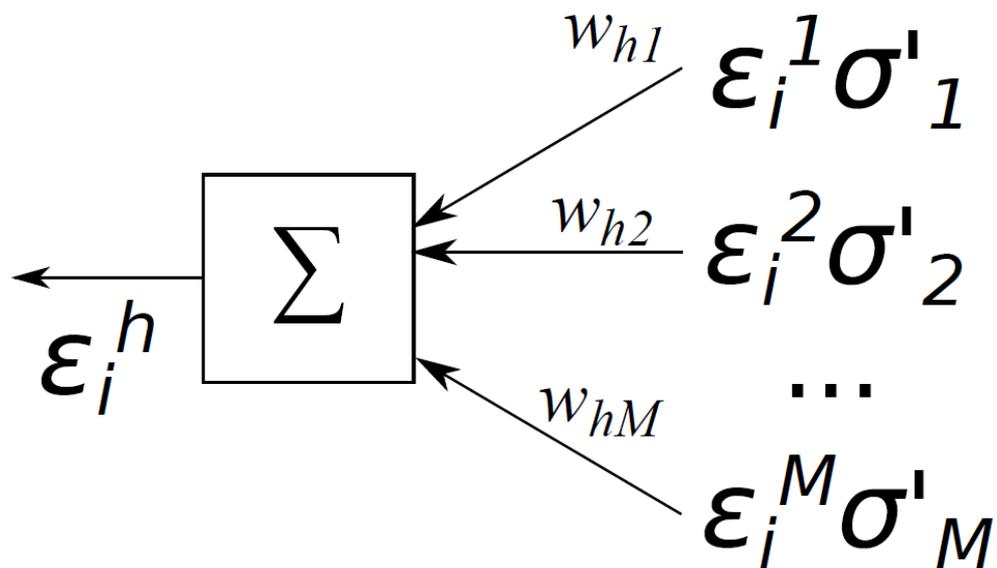
$$w_i = w_i - \eta \sum_{j=1}^M x_j^i (a_j - y_j)$$

η – параметр скорости обучения

Варианты реализации

- Полное обучение:
 - Изменяем веса после обработки всех элементов обучающей выборки
- Онлайн обучение:
 - Изменяем веса после обработки каждого объекта
- Мини-выборки:
 - Изменяем веса после обработки 10-100 объектов

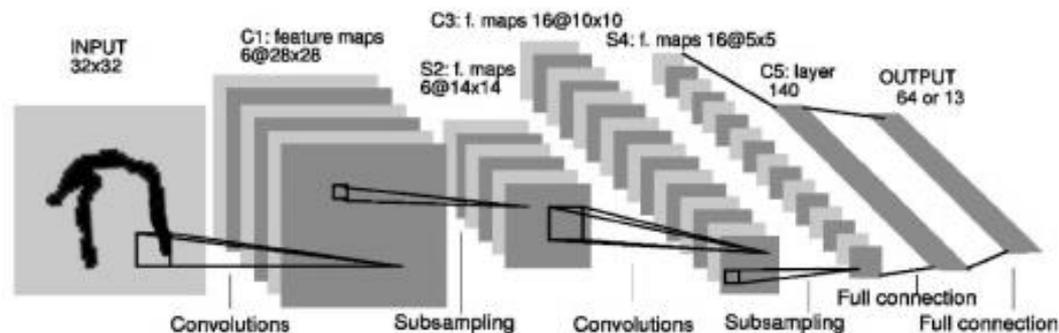
Обучение многослойной сети



$$\varepsilon_i^h = \sum_{m=1}^M \varepsilon_i^m \sigma'_m w_{hm}$$

Сверточные нейронные сети

- Неокогнитрон + обучение алгоритмом обратного распространения ошибки:
 - Ян Лекун, 1989
 - Сеть LeNet-5 – распознавание рукописных цифр индекса



Back-Propagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition / Y. LeCun,
B. Boser, J. S. Denker et al. 1989

Набор данных MNIST



Back-Propagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition / Y. LeCun,
B. Boser, J. S. Denker et al. 1989

Проблема исчезающего градиента

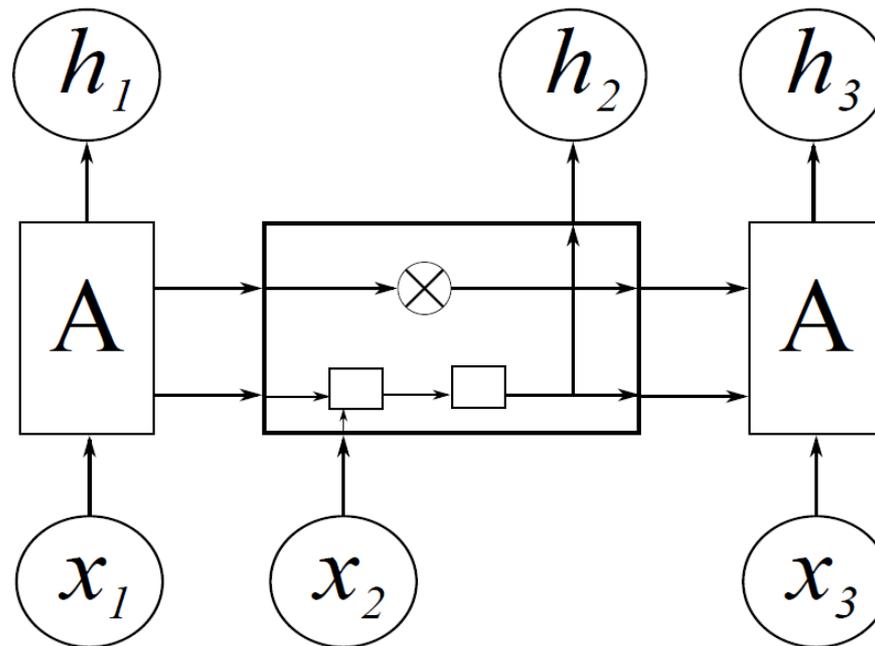
- Одного алгоритма обратного распространения ошибки недостаточно для глубинного обучения
- Проблема исчезающего градиента (Hochreiter S., 1991):
 - При передаче от одного слоя к другому сигналы об ошибках быстро становятся очень маленькими (очень большими)

Подходы к решению проблемы исчезающего градиента

- Не использовать градиентные методы:
 - Назначение весов случайным образом (*Hochreiter S., Schmidhuber J., 1996*)
 - Универсальный поиск (*Schmidhuber J., 1997*)
 - Линейные методы для весов выходного слоя и эволюция для скрытых слоев (*Еволино, 2007*)
- Безгессианная оптимизация
 - *Martens J. Deep learning via Hessian-free optimization, 2010.*

Сети долго-краткосрочной памяти

- Long-Short Term Memory:
 - Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory, 1997



Глубинное обучение

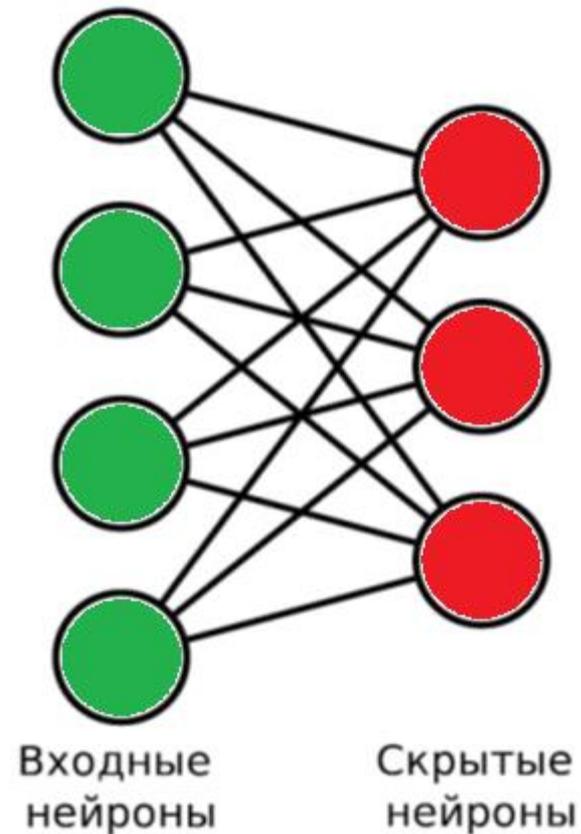
- Термин Deep Learning появился в 2006 году
- Предыдущие термины:
 - Загрузка глубоких сетей (loading deep network)
 - Обучение глубокой памяти (learning deep memories)

Глубокие сети доверия

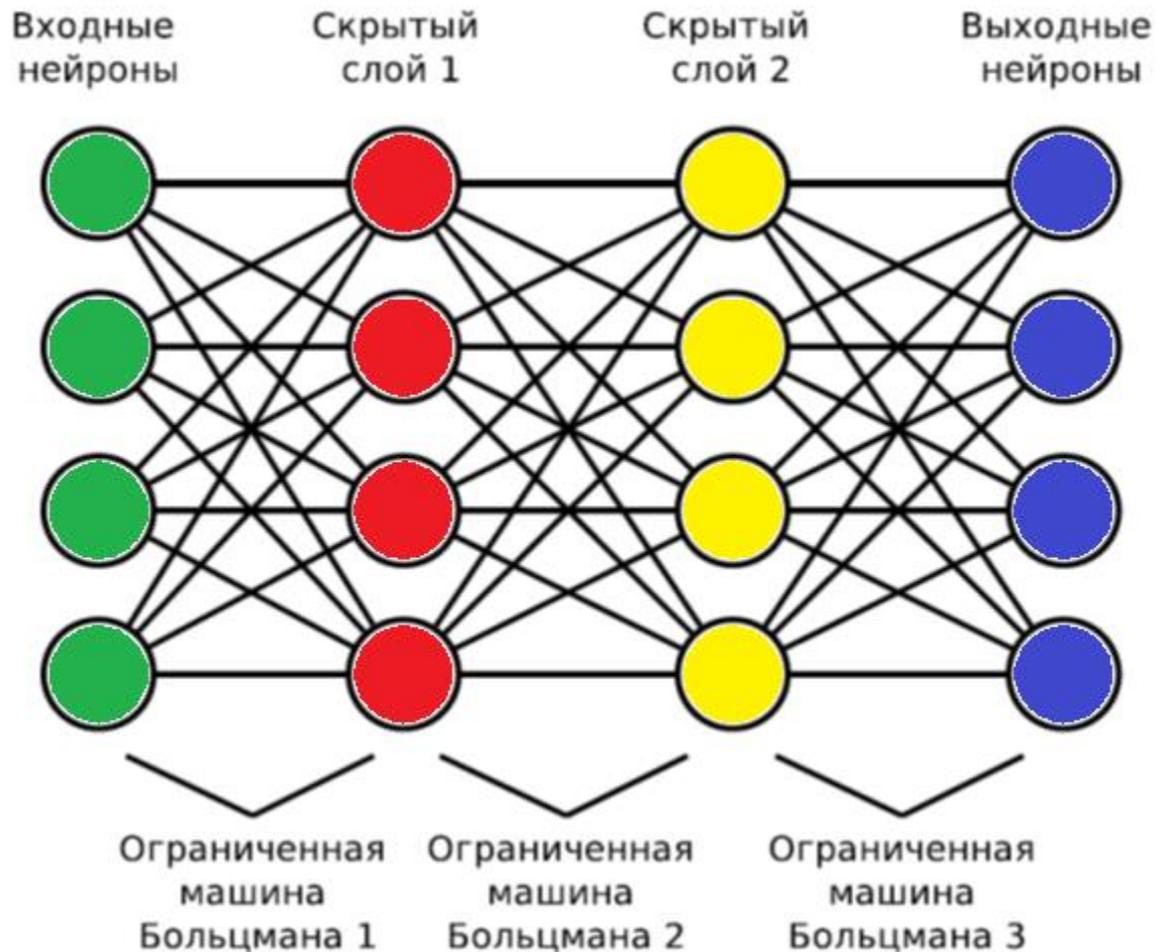
- Комбинация методов обучения:
 - Первоначальное обучение без учителя
 - Последующая настройка обучением с учителем
- Глубокие сети доверия (deep believe networks)
 - Предварительное обучение с помощью ограниченной машины Больцмана
 - Настройка алгоритмом обратного распространения ошибки
- *Hinton Geoffrey E., Osindero Simon, Teh Yee-Whye. A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets, 2006*

Ограниченная машина Больцмана

- Стохастическая генеративная нейронная сеть
- Разновидность сети Хопфилда:
 - Определено понятие «энергии»
- Обучение без учителя

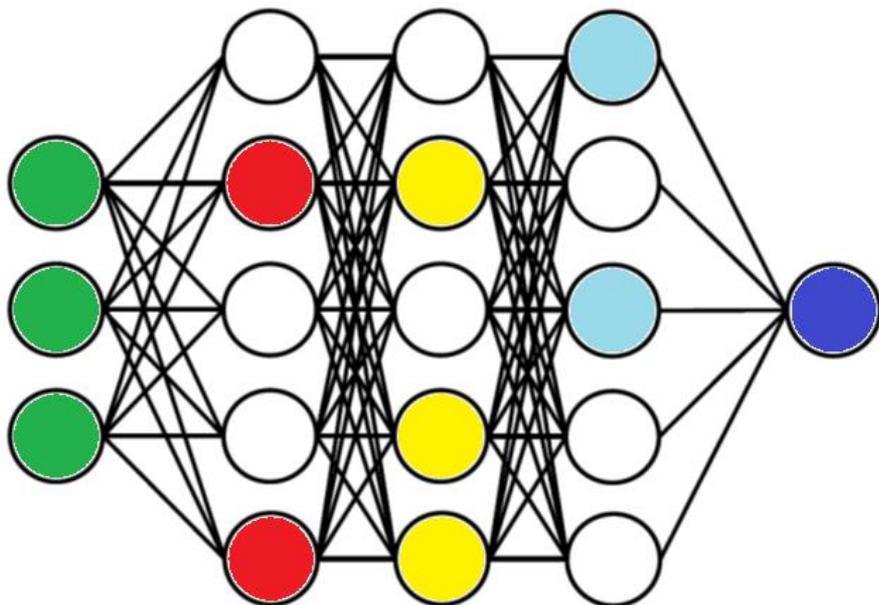


Глубокие сети доверия

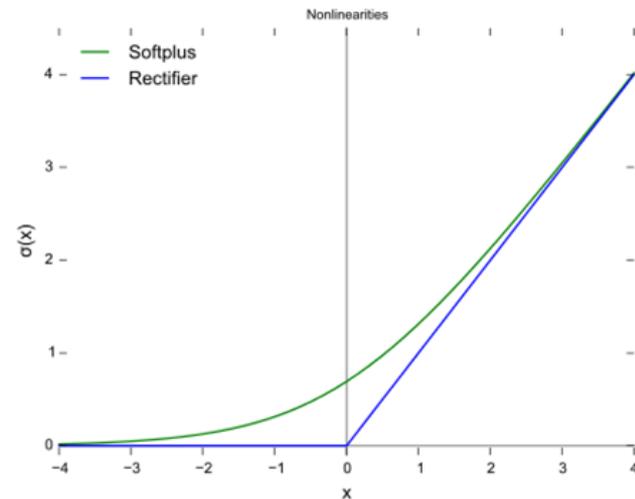


Использование ректификатора

- *Xavier Glorot, Antoine Bordes and Yoshua Bengio* (2011). Deep sparse rectifier neural networks



Входной слой Скрытый слой 1 Скрытый слой 2 Скрытый слой 3 Выходной слой



Использование ректификатора

- Нелинейность:
 - определение, какие из нейронов срабатывают
- В срабатывающих нейронах вычисления линейные:
 - проще анализировать математически
 - вычисления эффективнее
 - нет проблемы исчезающего градиента
- Сеть получается разряженной

Обучение нейронных сетей на GPU

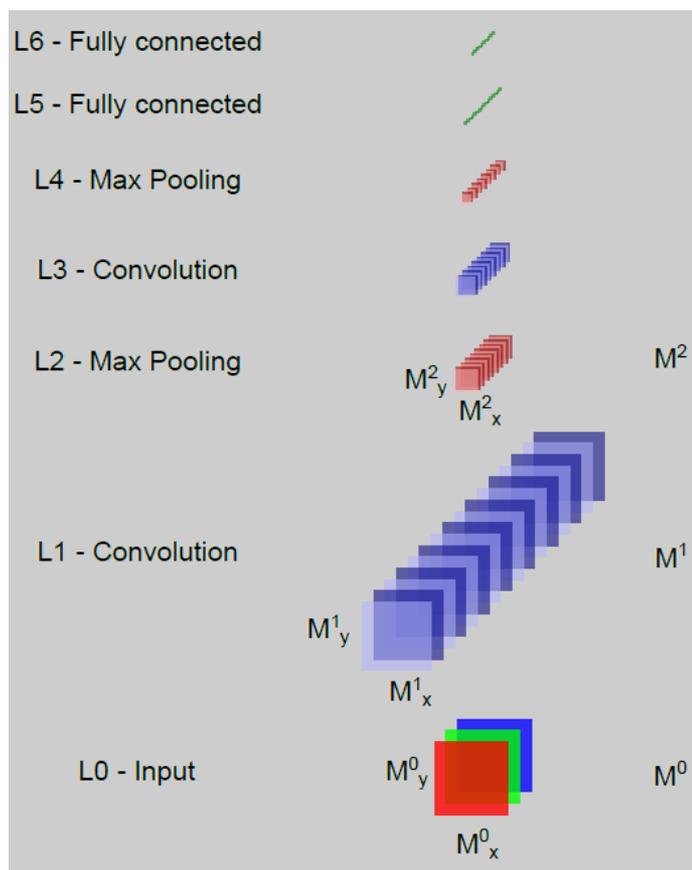
- Первое применение GPU для обучения нейронных сетей, ускорение в 4 раза:
 - Chellapilla, K., Puri, S., and Simard, P. (2006). High performance convolutional neural networks for document processing
- Ускорение обучения в 10 раз:
 - Raina, R., Madhavan, A., and Ng, A. (2009). Large-scale deep unsupervised learning using graphics processors
- Ускорение обучения в 50 раз:
 - Ciresan, D. C., Meier, U., Gambardella, L. M., and Schmidhuber, J. (2010). Deep big simple neural nets for handwritten digit recognition

Обучение нейронных сетей на GPU

- Качество автоматического распознавания объектов выше, чем у людей:
 - *Ciresan, D. C., Meier, U., Masci, J., and Schmidhuber, J. (2011). A committee of neural networks for traffic sign classification*
 - Распознавание дорожных знаков
 - Ошибки нейронной сети с обучением на GPU: 0,56%
 - Ошибки человека: 1,1%

Пример нейронной сети

Dan Ciresan, Ueli Meier, Jonathan Masci and Jurgen Schmidhuber.
Multi-Column Deep Neural Network for Trac Sign Classification (2012)



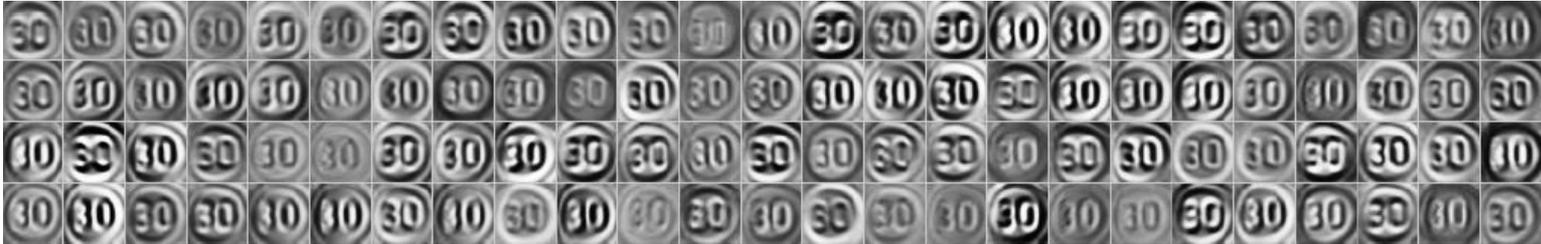
Layer	Type	# maps & neurons	kernel
0	input	3 maps of 48x48 neurons	
1	convolutional	100 maps of 42x42 neurons	7x7
2	max pooling	100 maps of 21x21 neurons	2x2
3	convolutional	150 maps of 18x18 neurons	4x4
4	max pooling	150 maps of 9x9 neurons	2x2
5	convolutional	250 maps of 6x6 neurons	4x4
6	max pooling	250 maps of 3x3 neurons	2x2
7	fully connected	300 neurons	1x1
8	fully connected	43 neurons	1x1

Входное изображение:



Пример нейронной сети

Первый скрытый слой (свертка): 100 карт признаков размером 42x42



Второй скрытый слой (подвыборка): 100 карт признаков размером 21x21



Третий скрытый слой (свертка): 150 карт признаков размером 18x18

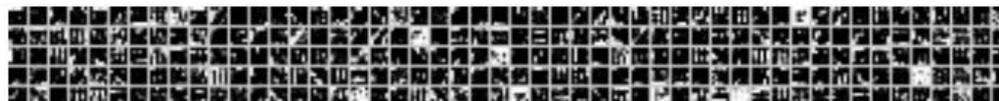


Пример нейронной сети

Четвертый скрытый слой (подвыборка): 150 карт признаков размером 9x9



Пятый скрытый слой (свертка): 250 карт признаков размером 6x6



Шестой скрытый слой (подвыборка): 250 карт признаков размером 3x3



Пример нейронной сети

Седьмой скрытый слой (полное соединение): 300 нейронов

Выходной слой (полное соединение): 43 нейрона

Современное состояние

- Сверточные сети:
 - Анализ изображений, видео и сигналов
- Глубокие сети доверия:
 - Обучение на неразмеченных данных
 - Анализ изображений, информационный поиск, распознавание фонем
- Сети долго-краткосрочной памяти:
 - Запоминают события, между которыми очень большое время
 - Обработка естественного языка, робототехника, распознавание объектов

Спасибо за внимание!