

Занятие 1. Введение в глубокое обучение

Гирдюк Дмитрий Викторович

14 февраля 2026

СПбГУ, ПМ-ПУ, ДФС

Предварительные сведения по курсу

- Курс посвящен введению в глубокое обучение, подмножеству машинного обучения, фокусирующемся на широком классе методов для работы со структурированной (табличные данные) и неструктурированной информацией (например, изображения, видео, текст, графы и т.д.) под названием нейронные сети
- Ввиду специализации кафедры, основное внимание на компьютерное зрение
- В соответствии с расписанием, будет 13-14 занятий, из которых (ориентировочно) 7 лекций, 5-6 практик и 1 занятие для зачета
- Зачет в форме проекта, можно использовать текущий дипломный проект
- Занятия в яндекс телемосте
- Репозиторий курса: [1]

Прошлое, настоящее и будущее

- Историческая справка про глубокое обучение и компьютерное зрение из курса cs231n (вторая презентация) [2]
- Чатботы/поисковые движки/агентные системы на основе больших языковых моделей (БЯМ; Large Language Model, LLM).
z.ai, <https://chat.z.ai/>
openclaw, <https://github.com/openclaw/openclaw>,
<https://openclaw.ai>
- FullHD генерация видео по текстовому запросу, редактирование видео
seedance2.0, https://seed.bytedance.com/en/seedance2_0

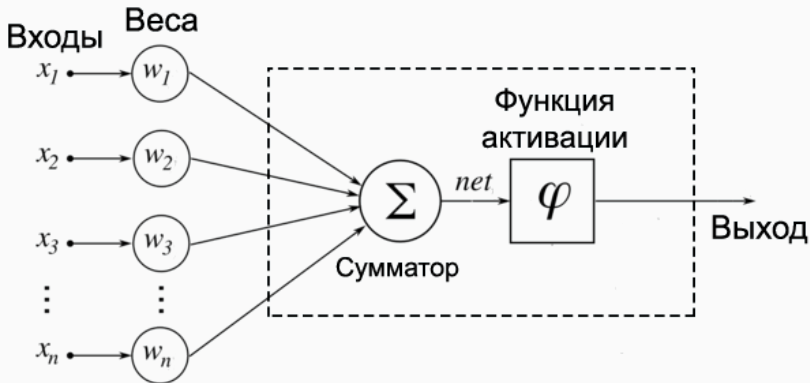
[РЕКАП] Обучение с учителем

- Постановка задачи обучения с учителем (supervised learning): необходимо предсказать значение целевой переменной/отклик/таргет $y \in Y$ объекта по набору его признаков/фичей (features) используя его эмбединг $x \in X$
- Под эмбедингом понимается представление объекта (будь то текст, изображение, или даже граф) в виде числового вектора
- Тогда среда описывается совместным распределением $f_{X,Y}(x,y)$, а выборкой из нее является набор пар $\mathcal{D} = \{(x^{(i)}, y^{(i)})\}_{i=1}^N$
- Результирующая модель возвращает значение y по признакам x : $y = h(x; \theta)$

Искусственный нейрон

- Логистическая регрессия для бинарного случая

$$p(\mathbf{x}; \boldsymbol{\theta}) = \frac{\exp(\boldsymbol{\theta}^T \mathbf{x})}{1 + \exp(\boldsymbol{\theta}^T \mathbf{x})} = \frac{1}{1 + \exp(-\boldsymbol{\theta}^T \mathbf{x})} = \sigma(\boldsymbol{\theta}^T \mathbf{x}^{(i)})$$



Искусственный нейрон II

- Используя сигмоиду в качестве функции активации, искусственный нейрон эквивалентен логистической регрессии
- Сигмоида $\sigma(x)$ – лишь один пример функций активации. Есть масса других, каждая обладает своими преимуществами и недостатками (например, проблема затухающих градиентов у сигмоиды и гиперболического тангенса)
- Например, активно используется Rectified Linear Unit (ReLU) и ее вариации:

$$ReLU(x) = \max(x, 0)$$

- Подробно про функции активации поговорим на следующих занятиях

Однослойная нейронная сеть

- Теперь соберем несколько нейронов воедино. Для удобства визуализации рассмотрим случай, когда входной эмбединг есть скаляр $x \in \mathbb{R}$

$$y(x) = \phi_0 + \phi_1 h_1 + \phi_2 h_2 + \phi_3 h_3$$

$$h_1 = a(\theta_{10} + \theta_{11}x), h_2 = a(\theta_{20} + \theta_{21}x), h_3 = a(\theta_{30} + \theta_{31}x)$$

$$a(x) = \text{ReLU}(x)$$

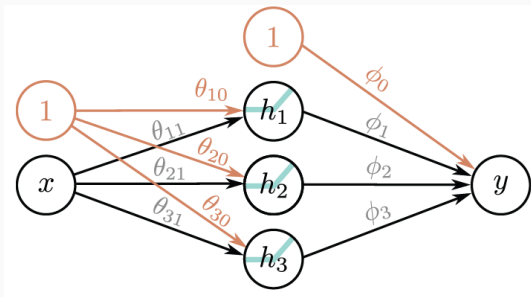


Рис. 1: "Неглубокая" нейронная сеть (shallow neural network) [3]

Однослойная нейронная сеть II

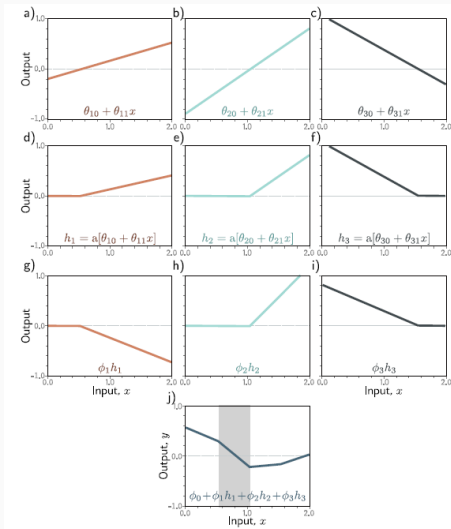


Рис. 2: Визуализация нейронной сети [3]

Универсальные теоремы аппроксимации

- На предыдущем слайде мы увидели, как 3 нейрона с функцией активации ReLU позволяют смоделировать кусочно-линейную функцию из 4 регионов. Чем сложнее функция, которую мы пытаемся саппроксимировать, тем больше нейронов нам понадобится
- Существует набор теорем, называемых универсальными теоремами аппроксимации (Universal approximate theorem), которые утверждают, что нейронные сети способны с заранее заданной точностью саппроксимировать любую функцию
- В исходной версии Джорджа Цыбенко, речь шла об однослойной сети с сигмоидами в качестве функций активации и некоторым произвольным числом нейронов
- Дальнейшие исследования существенно расширили этот результат [4]

Универсальные теоремы аппроксимации II

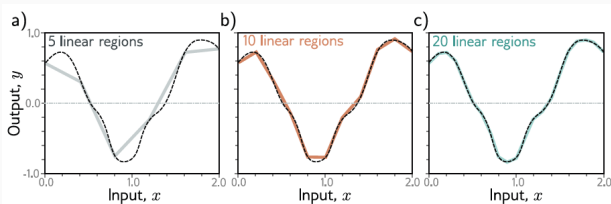
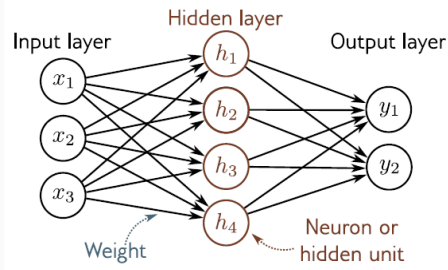


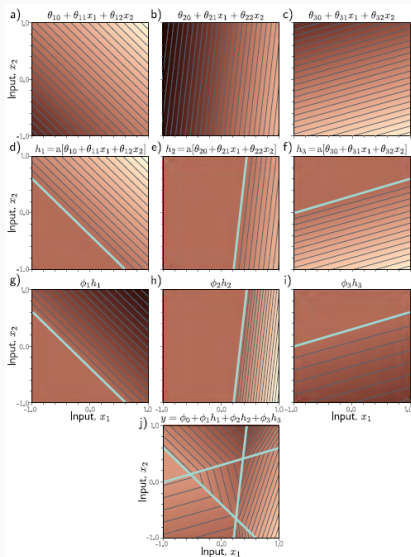
Figure 3.5 Approximation of a 1D function (dashed line) by a piecewise linear model. a–c) As the number of regions increases, the model becomes closer and closer to the continuous function. A neural network with a scalar input creates one extra linear region per hidden unit. The universal approximation theorem proves that, with enough hidden units, there exists a shallow neural network that can describe any given continuous function defined on a compact subset of \mathbb{R}^{D_i} to arbitrary precision.

Однослойная нейронная сеть III

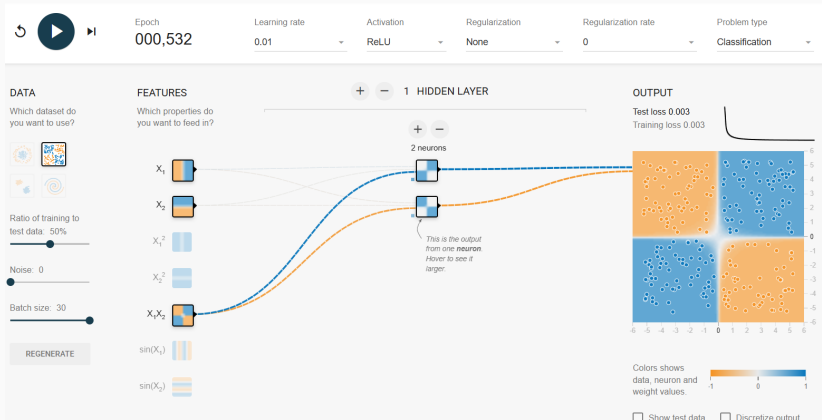
- Еще немного терминологии: входные/выходные слои, скрытые слои, активации, полносвязная нейронная сеть, сеть прямого распространения, многослойный персептрон
- Существует альтернативная трактовка слоев: не количество скрытых слоев (один на изображении), а два – по количеству весовых матриц
- Как вы думаете, как будут выглядеть случаи многомерного выхода однослойной нейронной сети? А многомерного входа?



Случай многомерного входа



A Neural Network Playground [5]



- Кратко ознакомились с историей развития глубокого обучения
- Начали знакомство с основными понятиями глубокого обучения: нейрон, функции активации, нейронная сеть
- На следующем занятии обсудим глубокие нейронные сети, метод обратного распространения ошибки и функции активации

1. *Гирдюк Д.* Репозиторий с материалами курса. URL: <https://github.com/dmgirdyuk/spbu-dfs-dl101>.
2. *Stanford.* **CS231n: Deep Learning for Computer Vision.** URL: <https://cs231n.stanford.edu/>.
3. *Prince S. J.* **Understanding Deep Learning.** The MIT Press, 2023. URL: <http://udlbook.com>.
4. *Wikipedia.* **Universal approximation theorem.** URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Universal_approximation_theorem.
5. *Tensorflow.* **A Neural Network Playground.** URL: <https://playground.tensorflow.org/>.