

**Реализация метода обратного распространения ошибки для
двухслойной полностью связанной нейронной сети**

Цель: настоящей работы состоит в том, чтобы изучить метод обратного распространения ошибки для обучения глубоких нейронных сетей на примере двухслойной полностью связанной сети (один скрытый слой).

Задачи:

Выполнение практической работы предполагает решение *следующих задач*:

1. Изучение общей схемы метода обратного распространения ошибки.
2. Вывод математических формул для вычисления градиентов функции ошибки по параметрам нейронной сети и формул коррекции весов.
3. Проектирование и разработка программной реализации.
4. Тестирование разработанной программной реализации.
5. Подготовка отчета, содержащего минимальный объем информации по каждому этапу выполнения работы.

В процессе выполнения лабораторной работы предполагается, что сеть ориентирована на решение задачи классификации одноканальных изображений. Типичным примером такой задачи является задача классификации рукописных цифр. Именно ее предлагается использовать в качестве тестовой задачи на примере набора данных MNIST [1].

Метод обратного распространения ошибки разрабатывается, исходя из следующих предположений:

1. На входе сети имеется $w \times h$ нейронов, что соответствует разрешению изображения.
2. На выходе сети имеется k нейронов, что соответствует количеству классов изображений.
3. Скрытый слой содержит s нейронов.
4. В качестве функции активации на втором слое используется функция softmax

Выполнение работы

- 1) Были изучены схема и математические формулы описывающие метод обратного распространения ошибки, функции активации, потерь и точности
- 2) Для реализации в качестве функции активации была выбрана сигмоида:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \Rightarrow e^{-x} = \frac{1 - \sigma(x)}{\sigma(x)}$$
$$\sigma'(x) = -\frac{(1 + e^{-x})'}{(1 + e^{-x})^2} = \frac{e^{-x}}{(1 + e^{-x})^2} = \frac{\frac{1 - \sigma(x)}{\sigma(x)}}{\frac{1}{\sigma^2(x)}} =$$
$$= \sigma^2(x) \frac{1 - \sigma(x)}{\sigma(x)} = \sigma(x)(1 - \sigma(x))$$

В качестве функции потерь была выбрана кросс энтропия

$$\text{logloss}(a, y) = -y \log a - (1 - y) \log(1 - a)$$

Где y – настоящие значения, a – предсказанные

Матричные формулы прямого хода слоя:

$$Z = \text{Weights} * \text{Input} + \text{Bias}$$

$$\text{Output} = \text{Sigmoid}(Z)$$

$$\text{Primes} = \text{SigmoidPrime}(Z)$$

Матричные формулы получения обратного хода сети

$$DZ = \text{ExternalFunctionPrime} * \text{Primes}$$

$$DW = DZ * \text{Input}^T$$

$$DB = \begin{pmatrix} \sum_i DZ_{0i} \\ \sum_i DZ_{1i} \\ \dots \\ \sum_i DZ_{mi} \end{pmatrix}$$

$$\text{Error} = \text{Weights}^T * DZ$$

Где Weight – веса, Input – входные значения, Bias – смещение

ExternalFunctionPrime – производная внешней функции (Для внешнего слоя это производная кроссжнтропии далее значение Error от более внешнего слоя – по сути производная функции которая дает входные параметры этого слоя)

m – первая размерность матрицы DZ

- 3) Была разработана программная реализация на языке python использованием библиотек numpy, pytorch, matplotlib и оформлен в виде блокнота iPython, представленного в репозитории
- 4) Программная реализация была протестирована, получены следующие графики функции точности и потерь



Рисунок 1 – графики функций потерь и точности (Синий потерь, оранжевый – точности)

Итоговая точность составила 0.9109

5) По проведенной работе был составлен отчет