### 1 Теоретическая часть

Для того чтобы обучить 3-х слойную нейронную сеть с 1 скрытым слоем, воспользуемся методом обратного распространения ошибки. Основная идея работы этого метода состоит в распространении сигналов ошибки от выходов сети к её входам. Пусть  $x_1, \dots, x_n$  - множество входов. Обозначим через  $\omega_{jk}$  вес ребра, соединяющего і и ј нейроны,  $o_j$ — выход ј-го нейрона. Так как обучение происходит с учителем, для каждого входного вектора  $x_j$  мы знаем правильный ответы сети  $t_k, k \in$  Нейроны выходного слоя. Для того, чтобы узнать насколько ответ сети отличается от ожидаемого, будем использовать функцию ошибки - перекрестная энтропия:

$$E = -\sum_{j=1}^{n} t_j log(o_j) \tag{1}$$

Метод обратного распространения ошибки можно разделить на 2 части:

#### Прямой ход:

Перед обучением сети проинициализируем веса  $\omega_{ij}$  и смещения  $\omega_{0j}$  случайными малыми значениями

- 1. Подадим на входной слой значения  $x_1, \dots, x_n$
- 2. Каждый входной нейрон отправляет полученный сигнал всем нейронам в следующем скрытом слое
- 3. Каждый скрытый нейрон суммирует полученные значения, умножает на соответствующие веса  $s_j = \omega_{0j} + \sum_i x_i \omega_{ij}$  и применяет функцию активации к каждому нейрону:

$$f(s_j) = \frac{1}{1 + e^{-2s_j}}$$

после чего отправляет получившиеся значения на выходной слой

4. Каждый выходной нейрон находит взвешенную сумму, как и нейроны скрытого слоя, после чего применяет функцию активации:

$$f(s_j) = \frac{e^{s_j}}{\sum_{j=1}^{n} e^{s_j}}$$

### Обратный ход:

- 1. Для выходного слоя на основе полученных и ожидаемых значений рассчитывается ошибка по формуле (1) и нормируется. Одним из критериев остановки обучения сети можно считать полученное значения.
- 2. Для каждого нейрона выходного слоя рассчитывается ошибка:

$$\frac{\partial E}{\partial s_i} = \sum_{j=1}^n \frac{\partial E}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial s_i}; \quad \frac{\partial E}{\partial o_j} = -\frac{\partial t_j log(o_j)}{\partial o_j} = -\frac{t_j}{o_j}$$
(2)

$$\frac{\partial o_{j}}{\partial s_{i}} = \begin{cases} \frac{\partial \frac{e^{s_{j}}}{\sum_{k} e^{s_{k}}}}{\partial s_{j}} = \frac{e^{s_{j}} \sum_{k} e^{s_{k}} - (e^{s_{j}})^{2}}{(\sum_{k} e^{s_{k}})^{2}} = \frac{e^{s_{j}}}{\sum_{k} e^{s_{k}}} - \frac{(e^{s_{j}})^{2}}{(\sum_{k} e^{s_{k}})^{2}} = o_{j}(1 - o_{j}), & \text{если } i = j \\ \frac{e^{s_{i}}}{\sum_{k} e^{s_{k}}}}{\partial s_{j}} = \frac{-e^{s_{i}} e^{s_{j}}}{(\sum_{k} e^{s_{k}})^{2}} = -o_{i}o_{j}, & \text{если } i \neq j \end{cases}$$

$$(3)$$

Из (2) и (3) следует:

$$\delta_i = \frac{\partial E}{\partial s_i} = \sum_j o_i t_j - t_i (1 - o_i) = -t_i + t_i o_i + o_i \sum_j t_j = -t_i + o_i (t_i + \sum_j t_j) = o_i - t_i \tag{4}$$

3. Каждый нейрон скрытого слоя суммирует входящие ошибки (от нейронов в последующем слое) и умножает величину полученной ошибки на производную активационной функции:

$$\begin{split} \delta_j &= \frac{\partial E}{\partial s_j} = \sum_{k \in \text{ Выходной слой}} \frac{\partial E}{\partial s_k} \frac{\partial s_k}{\partial s_j} \\ \frac{\partial s_k}{\partial s_j} &= \frac{\partial s_k}{\partial o_j} \frac{\partial o_j}{\partial s_j}; \ \frac{\partial s_k}{\partial o_j} = \omega_{jk}; \\ \frac{\partial o_j}{\partial s_j} &= \frac{\partial (\frac{1}{1 + e^{-2s_j}})}{\partial s_j} = -\frac{1}{(1 + e^{-2s_j})^2} \frac{\partial (1 + e^{-2s_j})}{\partial s_j} = \\ 2e^{-2s_j} \frac{1}{(1 + e^{-2s_j})^2} &= \frac{1 + e^{-2s_j} - 1}{(1 + e^{-2s_j})^2} = 2o_j(1 - o_j) \\ \Gamma_{\text{Де}} &= \frac{\partial E}{\partial s_k} = \delta_k - \text{поправка, вычисленная для k-го узла} = (4) \end{split}$$

Таким образом получаем для нейронов выходного слоя ошибку  $\delta_j = o_j - t_j$ , а для нейронов скрытого слоя  $\delta_j = 2o_j(1 - o_j)(\sum_k \delta_k \omega_{jk})$ 

4. Каждый выходной и скрытый нейрон изменяет веса своих связей с нейронами предыдущих слоев по формуле:

$$\omega ij = \omega ij - \eta \delta_i o_i$$

Данная процедура повторяется для каждого тренировочного набора. Обучение останавливается после обучения всего тестового набора определенное количество раз или по достижении заданной ошибки между ожидаемым и реальным выходами.

## 2 Программная реализация

Программа состоит из нескольких модулей:

#### Библиотека:

- 1. Neuron: хранит информацию о текущем состоянии нейрона, а также ошибку, необходимую для обучения сети. Каждый нейрон имеет свою функцию активации и два списка нейронов: входящие и выходящие, где для каждой пары определен вес ребра между ними.
- 2. Layer: хранит список нейронов, принадлижащих данному слою, а также его тип: входной, скрытый, выходной. Нейроны смещения закреплены за слоем и представлены как вектор весов для каждого нейрона следующего слоя. Реализует сбор значений с предыдущего слоя и их преобразование с помощью функции активации.
- 3. LayerBinder: отвечает непосредственно за логику алгоритма, реализует прямой и обратный ход.
- 4. Вспомогательные классы: отвечают за расчет значений/производных функций; генерацию случайных весов.

**Приложение**: В методе Main происходит загрузка тестовых и тренировочных MNIST данных, их парсинг; обработка входных параметров: количество нейронов в скрытом слое, необходимая максимальная ошибка, количество эпох, скорость обучения; вызов библиотечных классов для обучения сети и проверки корректности работы.

**Тесты**: Написано 5 тестов: 3 теста отвечают за работу функций активации, функцию ошибки и их производных, 2 оставшихся теста проверяют корректность работы прямой и обратной части алгоритма. С помощью тестов было найдено несколько ошибок в процессе рефакторинга кода.

# 3 Результаты

Нейронная сеть была натренирована с помощью MNIST данных (60.000 тренировочных наборов) и проверена с помощью тестовых данных (10.000 наборов). Использовались различные конфигурации сети:

Нейронов	Макс.	Кол-во	Скорость	Трен. наборов	Тест. наборов
в скрытом	ошибка	эпох	обучения	неправильно	неправильно
слое					
200	0.001	25	0.01	14	247
200	0.001	25	0.005	141	273
200	0.001	25	0.008	34	256
200	0.0005	35	0.01	0	239
200	0.0005	35	0.005	30	257
200	0.0005	35	0.008	3	246
300	0.001	25	0.01	6	228
300	0.001	25	0.005	110	262
300	0.001	25	0.008	19	234
300	0.0005	35	0.01	0	207

Как можно видеть, наиболее хорошо себя показала сеть с последней конфигурацией.

Процент правильных ответов на тренировочном наборе: 100% Процент правильных ответов на тестовом наборе: 97.93%