МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования   
**«Национальный исследовательский   
Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского»**

**(ННГУ)**

**Институт информационных технологий, математики и механики**

Направление подготовки: «Прикладная математика и информатика»

Магистерская программа: «Компьютерные науки и приложения»

**ОТЧЕТ**

по лабораторной работе №1 курса «Глубокое обучение»

на тему:

**«Реализация метода обратного распространения ошибки для**

**двухслойной полносвязной сети»**

**Выполнил(а):** студент(ка) группы 381803-4м

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_Лицов А. Д.

Подпись

**Преподаватель:**

Доцент, кандидат технических наук \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ Кустикова В. Д.

Подпись

Нижний Новгород  
2019

Содержание

[Цель работы 3](#_Toc23865454)

[Постановка задачи 3](#_Toc23865455)

[Общая последовательность действий 3](#_Toc23865456)

[Требования к результатам выполнения работы 4](#_Toc23865457)

# Цель работы

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

# Постановка задачи

Выполнение лабораторной 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 отчёта, содержащего минимальный объём 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.

Метод обратного распространения ошибки разрабатывается, исходя из следующих предположений:

1. На входе сети имеется нейронов, что соответствует разрешению изображения.
2. На выходе сети имеется нейронов, что соответствует количеству классов изображений.
3. Скрытый слой содержит нейронов.
4. В качестве функции активации на втором слое используется функция **softmax**.
5. В качестве функции ошибки используется кросс-энтропия.

# Общая последовательность действий

Работа предусматривает выполнение следующей последовательности действий:

1. Вывод математических формул для вычисления градиентов функции ошибки по параметрам нейронной сети и формул коррекции весов.
2. Подготовка пошагового описания метода обратного распространения ошибки с выводом всех математических формул для сети, описанной в разделе «Задачи». Примечание: для удобства может быть подготовлен псевдокод.
3. Проектирование и разработка программной реализации метода обратного распространения ошибки. Примечание: на этапе разработки имеет смысл активно использовать изученные в курсе «Инструменты программирования» инструменты (система контроля версий Git, Google Tests, CMake и другие).
4. Разработка тестового приложения для классификации рукописных цифр на примере базы MNIST. Для работы с матрицами и векторами можно воспользоваться типом данных **Mat** библиотеки OpenCV [2], а для чтения изображений – функцией **imread** указанной библиотеки. Более подробную информацию по работе с библиотекой можно получить из материалов Летней межвузовской школы 2016 [3]. Примечание: приложение должно обеспечивать обучение и тестирование сети, получая на вход пути до директорий с соответствующими выборками. Также в качестве параметров приложение должно принимать количество итераций, выполняемых в ходе обучения, и значение параметра скорости обучения.
5. Обучение сети на тренировочной выборке и тестирование на тестовой выборке набора данных MNIST. Измерение ошибки классификации и сбор результатов экспериментов при разном наборе параметров метода в отчет по работе. Примечание: обратите внимание, что на официальной странице набора данных MNIST опубликованы результаты экспериментов на разных конфигурациях полносвязных нейронных сетей, полученные результаты должны соотносится с опубликованными.
6. Подготовка краткого описания программной реализации, инструкции и по сборке и запуску приложения и результатам экспериментов. Примечания: приветствуется, если вместо инструкции будут разработаны скрипты для автоматической сборки и запуску.

# Требования к результатам выполнения работы

Условия успешной сдачи лабораторной работы:

1. Подготовлено пошаговое описание метода обратного распространения ошибки с выводом всех математических формул для сети, описанной в разделе Задачи.
2. Разработана программная реализация метода для рассматриваемого частного случае.
3. Разработано приложение для решения задачи классификации рукописных цифр на примере базы MNIST.
4. Подготовлено краткое описание разработанного программного кода.
5. Подготовлена краткая инструкция по сборке программного кода и запуску приложения на данных базы MNIST.
6. Подготовлены результаты классификации для тестового набора данных MNIST.
7. Программная реализация, инструкция по сборке и запуску, описание метода выложены в личный репозиторий на GitHub.

# Метод обратного распространения ошибки. Общее описание

Метод обратного распространения ошибки определяет стратегию выбора параметров сети с использованием градиентных методов оптимизации в предположении, что целевая функция непрерывна. Градиентные методы на каждом шаге уточняют значения параметров, по которым проводится оптимизация, согласно формуле:

,

где определяет сдвиг значений параметров, – ***скорость обучения*** – параметр обучения, который определяет «скорость» движения в направлении минимального значения функции, – направление в многомерном пространстве параметров нейронной сети. В классическом методе обратного распространения ошибки направление движения совпадает с направлением антиградиента .

Общая схема метода обратного распространения ошибки включает несколько основных этапов. Первоначально синаптические веса сети инициализируются определенным образом, например, нулевыми значениями или случайно из некоторого распределения. Далее метод работает для каждого примера обучающей выборки.

1. Прямой проход нейронной сети в направлении передачи информации от входного сигнала к скрытым слоям и выходному слою сети. На данном этапе вычисляются значения выходных сигналов нейронов скрытых слоев и выходного слоя, а также соответствующие значения производных функций активации на каждом слое сети.
2. Вычисление значения целевой функции и градиента этой функции.
3. Обратный проход нейронной сети в направлении от выходного слоя к входному слою, и корректировка синаптических весов.
4. Повторение этапов 1 – 3 до момента выполнения критериев остановки. В качестве критериев остановки используется число итераций метода (количество проходов), либо достигнутая точность.

В данной работе будут использованы следующие принципы: