

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования
Национальный исследовательский Нижегородский государственный университет
им. Н.И. Лобачевского

Институт информационных технологий, математики и механики

Кафедра математического обеспечения и суперкомпьютерных технологий

Направление подготовки
02.04.02. Фундаментальная информатика и информационные технологии

Направленность образовательной программы
магистерская программа «Компьютерная графика и моделирование живых и
технических систем»

Отчёт
по методам глубокого обучения для решения задач компьютерного зрения

на тему:
«Реализация метода обратного распространения ошибки для двухслойной
полностью связанной нейронной сети»

Квалификация (степень)
магистр

Форма обучения
очная

Выполнил: студент группы 381706-3М
Воеводин Андрей Михайлович

Подпись

Н. Новгород
2018 г.

Содержание

Введение.....	3
Теоретическое основание и реализация.....	5
Результаты.....	7
Литература.....	8

Введение

Цель.

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 работы¹.

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 n нейронов, что соответствует разрешению изображения.
2. На выходе сети имеется m нейронов, что соответствует количеству классов изображений.
3. Скрытый слой содержит k 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 соотноситься 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.

Теоретическое основание и реализация

Многослойная нейронная сеть содержит нейроны, которые распределены по слоям. В простейшем случае в сети существует входной и выходной слой, и сеть называется однослойной. Если сигнал проходит от нейронов входного слоя к нейронам выходного, то такая сеть называется сетью прямого распространения.

В общем случае сеть может содержать множество промежуточных слоев, называемых скрытыми слоями, и является многослойной. Соответственно нейроны, расположенные на промежуточных слоях, называются скрытыми нейронами. Если все узлы слоя соединены с узлами следующего слоя, то слой называется полностью связным. Если данное условие выполнено для всех слоев сети, то сеть называется полностью связной или полносвязной (Fully-Connected Neural Network, FCNN, рис.1).

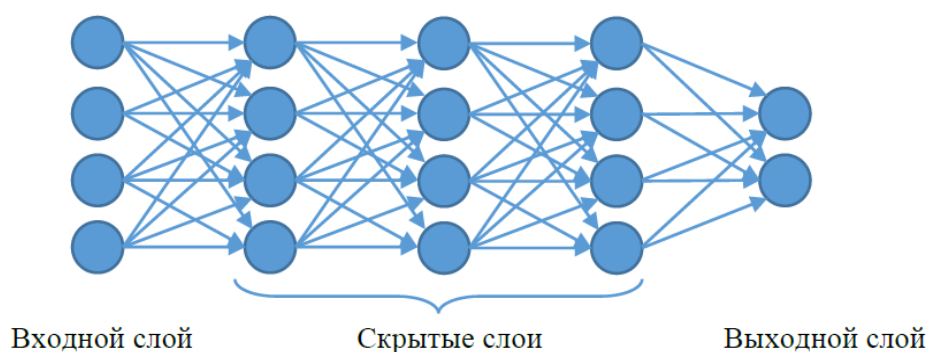


Рисунок 1. Пример многослойной полностью связанной нейронной сети прямого распространения.

Оптимизационная постановка задачи обучения многослойной полносвязной нейронной сети. Функция ошибки.

Рассмотрим однослойную нейронную сеть, содержащую n входных и m выходных нейронов. В процессе обучения данной сети подбираются веса w . Пусть имеется обучающая выборка (X, Y) размера $n \times m$, где X – множество входных сигналов (векторов размерности n) а Y – множество векторов фактических выходных сигналов (векторов размерности m). Тогда задача обучения однослойной нейронной сети ставится как задача минимизации функции ошибки или функции стоимости (cost function) $E(w)$, отражающей разницу выходного сигнала нейронной сети (ожидаемого сигнала) и фактического сигнала, соответствующего текущему входу, по всей обучающей выборке. Другими словами, надо минимизировать $E(w)$ по всем весам.

Общая схема метода обратного распространения ошибки включает несколько основных этапов. Первоначально синаптические веса сети инициализируются определенным образом, например, 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.

Вычисление производной целевой функции в приложении 1. Псевдокод представлен в приложении 2. Используется OpenMP. Обучение происходит в последовательном режиме. В каждой эпохе примеры перемешиваются с помощью `random_shuffle`. Первая функция активации — гиперболический тангенс.

Результаты

Скорость обучения	Количество эпох								
	1			5			10		
	Количество нейронов скрытого слоя			Количество нейронов скрытого слоя			Количество нейронов скрытого слоя		
	10	25	50	10	25	50	10	25	50
0.1	84.36	86.71	88.5	88.95	90.6	89.82	89.37	89.48	90.61
0.01	89.92	92.27	93.16	90.37	93.42	94.86	91.66	93.62	94.68

Таблица 1. Результаты экспериментов. Показан процент правильных ответов на тестовой выборке.

Литература

1. MNIST dataset [<http://yann.lecun.com/exdb/mnist>].
2. OpenCV [<http://opencv.org>].
3. Материалы Летней межвузовской школы 2016 [<https://github.com/itseez-academy/itseez-ss-2016-theory>], [<https://github.com/itseez-academy/itseez-ss-2016-practice>].
4. Лекции по глубокому обучению: <https://sites.google.com/site/kustikovavalentina/studentam/kurs-glubokoe-obucenie>, 2018.