

Нижегородский государственный университет им. Н. И. Лобачевского
Институт информационных технологий, математики и механики

Направление подготовки Прикладная математика и информатика

Магистерская программа Вычислительные методы и суперкомпьютерные
технологии

Образовательный курс «Методы глубокого обучения для решения задач
компьютерного зрения»

Отчёт

по лабораторной работе № 5

«Применение переноса обучения глубоких нейронных сетей»

Выполнили:

студенты гр. 381603м4
Семеренко Александр
Кулдаев Александр
Горбунова Наталья
Третьякова Ольга
Морозова Юлия

Нижний Новгород
2017

Оглавление

Постановка задачи.....	3
Формат данных для предоставления нейронной сети	4
Тестовые конфигурации нейронных сетей	5
Результаты экспериментов	6

Постановка задачи

Необходимо исследовать возможность переноса обучения для решения целевой задачи бинарной классификации: «еда» - «не еда».

В ходе работы необходимо решить следующие задачи:

1. Найти исходную задачу, которая близка по смыслу к целевой задаче.
2. Найти натренированную модель для решения исходной задачи.
3. Выполнить три типа экспериментов по переносу знаний:
 - Использование структуры глубокой модели, построенной для решения исходной задачи, с целью обучения аналогичной модели для решения целевой задачи;
 - Использование модели, построенной для решения исходной задачи, в качестве фиксированного метода извлечения признаков при построении модели, решающей целевую задачу;
 - Тонкая настройка параметров модели, построенной для решения исходной задачи, с целью решения целевой задачи.

Формат данных для предоставления нейронной сети

Для выполнения лабораторной работы был выбран набор данных для решения задачи бинарной классификации: «еда» - «не еда». Были использованы картинки из набора данных <https://www.kaggle.com/dansbecker/food-101/data> в качестве «еды» и картинки из наборов данных <https://www.kaggle.com/c/dogs-vs-cats/data> и <http://host.robots.ox.ac.uk/pascal/VOC/voc2012/index.html> в качестве «не еды». Итоговый набор данных состоит из 143 125 изображений. С помощью скрипта `im2res.py`, который входит в библиотеку MXNet, изображения были сконвертированы в формат `.res`, который обрабатывается выбранной библиотекой. Также картинки были отмасштабированы до размера 128×128, и выборка была разбита на тренировочную и тестовую в соотношении 60:40.

На рис.1 и рис.2 представлены примеры изображений:



Рисунок 1. Примеры изображений из класса «еда»



Рисунок 2. Примеры изображений из класса «не еда»

Тестовые конфигурации нейронных сетей

В качестве исходной задачи была выбрана задача классификации изображений на основе базы данных ImageNet, которая содержит 1000 классов различных изображений. В качестве натренированной модели была выбрана нейронная сеть resnext-50, которая содержит 52 сверточных слоя, 49 слоев с функцией активации relu, 2 слоя с пространственным объединением и 1 полносвязный слой на 1000 нейронов с функцией активации softmax.

В данной лабораторной работе были произведены следующие 3 эксперимента:

1. Использование модели без изменений, но с полным ее переобучением. Веса инициализируются случайным образом.
2. Замена классификатора в исходной модели. Веса в нем инициализируются случайным образом. Оставшаяся часть модели используется как метод выделения признаков и данная часть модели не переобучается. В качестве нового классификатора был выбран классификатор с одним полносвязным скрытым слоем на 500 нейронов и функцией активации tanh и еще одним полносвязным слоем с функцией активации softmax.
3. Тонкая настройка параметров модели. В данном эксперименте обучается вся нейронная сеть. При этом классификатор заменяется на новый со случайными весами. А оставшаяся часть модели инициализируется весами из натренированной модели. В качестве нового классификатора был выбран классификатор с одним полносвязным слоем на 10 нейронов с функцией активации softmax.

Результаты экспериментов

Эксперименты проводились при следующих параметрах обучения: batch size = 50, optimizer = 'sgd', learning rate = 0.01.

Таблица 1. Результаты экспериментов

Эксперимент №	Время обучения модели, с	Количество эпох	Точность классификации на тестовой выборке
1		6	0.934830
2		5	0.994991
3		2	0.999895

Наилучшую точность показал третий эксперимент, что означает, что обучающих данных хватило для тонкой настройки модели.