

Министерство образования и науки Российской Федерации  
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
высшего профессионального образования  
«Национальный исследовательский Нижегородский государственный  
университет им. Н.И. Лобачевского»

**Институт Информационных Технологий, Математики и Механики**

**Направление: Прикладная математика и информатика**

**Магистерская программа: Компьютерные науки и приложения**

## **ОТЧЕТ**

по лабораторной работе №2

Тема:

**«Разработка полностью связанных нейронных сетей»**

**Выполнили:** студенты группы 381803-4м  
Котова О.А.

---

Подпись  
Лицов А.

---

Подпись  
Синицкая О.

---

Подпись

**Преподаватель:** доцент, к.т.н.  
Кустикова В.Д.

---

Подпись

Нижний Новгород  
2019

# Оглавление

1. Постановка задачи.....	3
2. Тренировочные и тестовые наборы данных .....	3
3. Метрика качества решения.....	4
4. Разработанные программы .....	4
5. Тестовые конфигурации сетей .....	5
6. Результаты эксперимента .....	7
7. Заключение .....	7

# Постановка задачи

## Цели

Цель настоящей работы состоит в том, чтобы получить базовые навыки работы с одной из библиотек глубокого обучения (Caffe, Torch, TensorFlow, MXNet или какая-либо другая библиотека на выбор студента) на примере полностью связанных нейронных сетей.

## Задачи

Выполнение практической работы предполагает решение следующих задач:

1. Выбор библиотеки для выполнения практических работ курса.
2. Установка выбранной библиотеки на кластере (параметры аутентификации и инструкция по работе с кластером выложена в отдельной задаче в системе redmine).
3. Проверка корректности установки библиотеки. Разработка и запуск тестового примера сети, соответствующей логистической регрессии, для решения задачи классификации рукописных цифр набора данных MNIST (пример разобран в лекционных материалах).
4. Выбор практической задачи компьютерного зрения для выполнения практических работ.
5. Разработка программ/скриптов для подготовки тренировочных и тестовых данных в формате, который обрабатывается выбранной библиотекой.
6. Разработка нескольких архитектур полностью связанных нейронных сетей (варьируются количество слоев и виды функций активации на каждом слое) в формате, который принимается выбранной библиотекой.
7. Обучение разработанных глубоких моделей.
8. Тестирование обученных глубоких моделей.
9. Публикация разработанных программ/скриптов в репозитории на GitHub.
10. Подготовка отчета, содержащего минимальный объем информации по каждому этапу выполнения работы.

## Тренировочные и тестовые наборы данных

Выбранная задача - Intel Image Classification:

<https://www.kaggle.com/puneet6060/intel-image-classification>.

Эти данные содержат около 25 тыс. цветных изображений размером 150x150, распределенных по 6 категориям: здания, лес, ледник, гора, море, улица. Изображения хранятся в формате jpg.



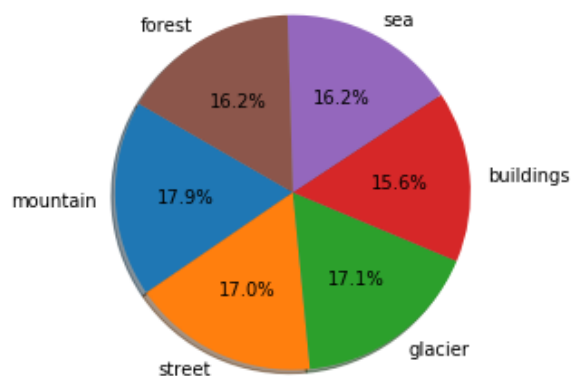
Тренировочная выборка содержит 14034 изображений.

Тестовая выборка содержит 3000 изображений.

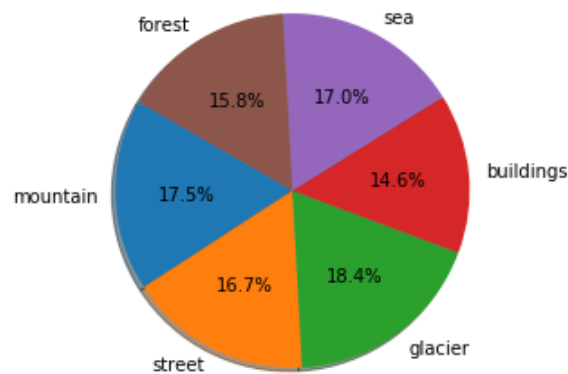
Размер каждого изображения 150x150.

<i>№</i>	<i>Категории</i>	<i>Размер тренировочной выборки</i>	<i>Размер тестовой выборки</i>
1	mountain	2512	525
2	street	2382	501
3	glasier	2404	553
4	buildings	2191	437
5	sea	2274	510
6	forest	2271	474

Процентное соотношение категорий. Тренировочная выборка:



Процентное соотношение категорий. Тестовая выборка:



## Метрика качества решения

Для оценки качества решения задачи выбрана метрика "Точность" ("Accuracy"). Она вычисляет, как часто прогнозы соответствуют меткам. Иными словами, частота с которой  $y_{pred}$  совпадает с  $y_{true}$ .

$$accuracy(y_{pred}, y_{true}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N 1(y_{pred_i} == y_{true_i})$$

## Разработанные программы

Lab2.ipynb – скрипт для обучения полносвязных нейронных сетей.

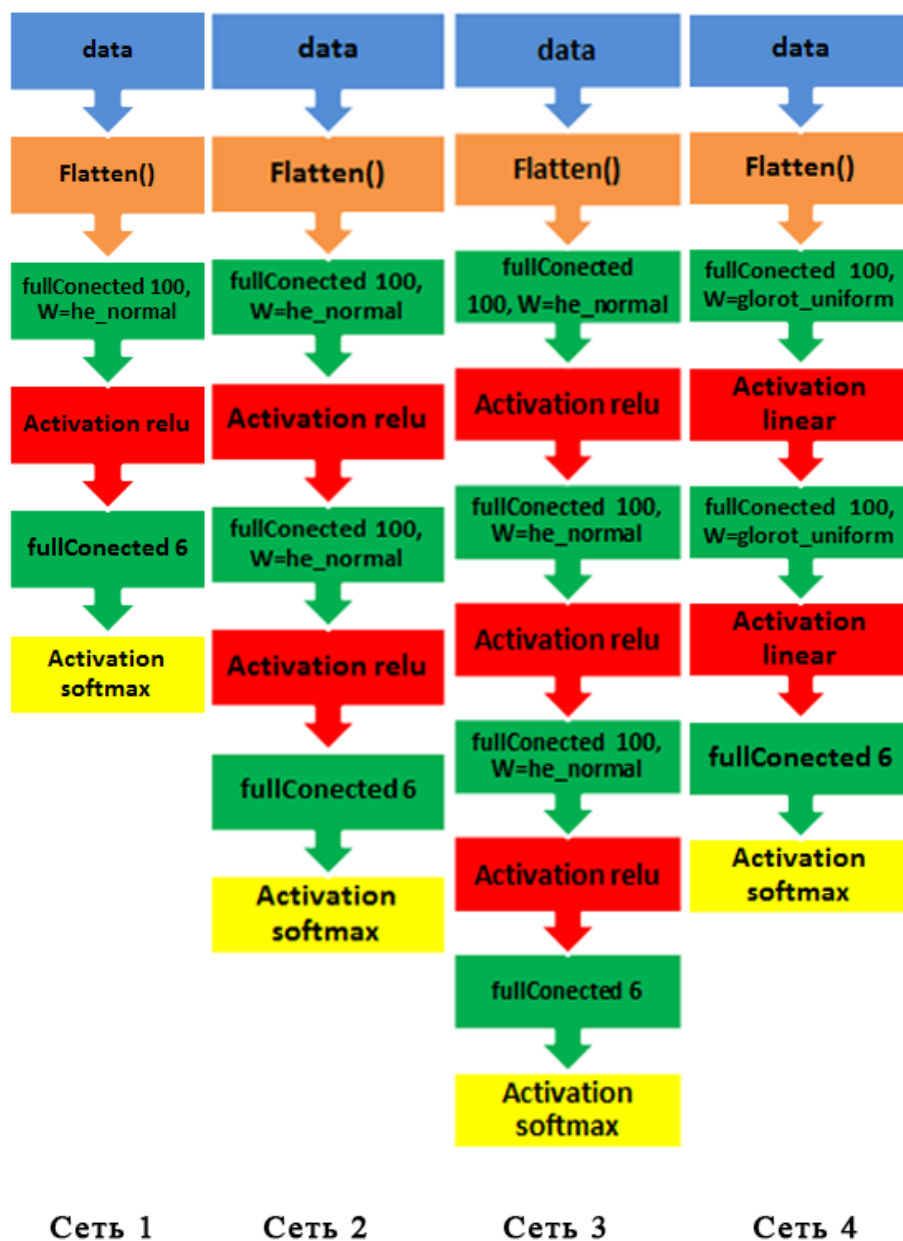
## Тестовые конфигурации сетей

С помощью класса ImageDataGenerator и его метода `flow_from_directory()` генерируем пакеты. Данные возвращаются в формате (x, y), где x, y - numpy массивы.

Форма x: (batch\_size, 150, 150, 3).

Форма y: (batch\_size, 6).

Методу `fit_generator` подается на вход генератор данных в формате (x, y). Сети подается на вход массив numpy формата (150, 150, 3), который "сглаживается" сетью с помощью метода `Flatten()`.



- Сеть 1: 1 скрытый слой ReLU
- Сеть 2: 2 скрытых слоя ReLU
- Сеть 3: 3 скрытых слоя ReLU
- Сеть 4: 2 скрытых слоя Linear
- Сеть 5: 2 скрытых слоя tanh
- Сеть 6: 3 скрытых слоя tanh
- Сеть 7: 6 скрытых слоя tanh
- Сеть 8: 6 скрытых слоя tanh



Сеть 5

Сеть 6

Сеть 7

Сеть 8

## Результаты эксперимента

В таблице приведены конфигурация системы и программное обеспечение, с помощью которых проводилось обучение и тестирование построенных моделей.

<i>Параметры</i>	<i>Версия</i>
Операционная система	Windows 10
GPU	NVIDIA GeForce GTX 750 Ti; Intel Core i5-6400 CPU @ 2.70 GHz
Python	3.7.5
TensorFlow	2.0.0

Параметры обучения:

Скорость обучения	0.001
Количество эпох	10/15
Размер пачки	128



# Результаты экспериментов:

Номер сети	1	2	3	4	5	6	7	8
Среднее время обучения за одну эпоху, с	23.207	25.217	24.218	23.200	22.200	30.270	30.275	85.700
Ошибка на тренировочном наборе	13.38	13.23	13.38	13.38	1.530	1.506	1.567	1.570
Ошибка на тестовом наборе	13.45	13.289	13.415	13.449	1.556	1.515	1.578	1.627
Номер эпохи с достигнутым максимальным качеством решения на тренировочном наборе	3/10	2/10	2/10	2/10	15/15	14/15	10/15	13/15
Точность (Ассигасу) на тренировочном наборе, %	16.97	17.90	16.97	16.97	42.67	41.90	37.12	36.09
Номер эпохи с достигнутым максимальным качеством решения на тестовом наборе	2/10	2/10	1/10	15/15	13/15	13/15	13/15	7/15
Точность (Ассигасу) на тестовом наборе, %	16.7	17.50	16.70	16.70	43.73	43.83	40.97	36.80

## **Анализ результатов**

1. Для текущей задачи не является оптимальным использование полностью связанных нейронных сетей. Сверточные или другие нейронные сети обеспечат лучшие результаты
2. Небольшое количество изображений на каждую категорию