

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ 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
Кафедра математического обеспечения и суперкомпьютерных технологий
Направление подготовки «Прикладная математика и информатика»
Магистерская программа «Системное программирование»

Отчет по лабораторной работе

**«Применение полностью связанной нейронной сети для определения пола
человека по фотографии лица»**

Выполнили:
студенты группы 381603м4
Гладилов, Волокитин, Левин,
Новак

Нижний Новгород
2017

СОДЕРЖАНИЕ

Commented [k1]: Задачи л/р

1	ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ	3
2	ФОРМАТ ВХОДА СЕТИ	4
3	ТЕСТОВЫЕ КОНФИГУРАЦИИ СЕТЕЙ	5
4	РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ	7
5	ИТОГИ	8

1 Постановка задачи

В данной лабораторной работе необходимо получить базовые навыки работы с выбранной библиотекой глубокого обучения – Caffe, а именно реализовать полностью связанную нейронную сеть и провести её тестирование сначала на наборе данных MNIST, а затем на выбранном наборе данных.

В ходе лабораторной работы будут решены следующие задачи:

1. Установка библиотеки Caffe на кластер и локальный компьютер
2. Проверка корректности установки библиотеки, а именно запуска тестового примера для решения задачи классификации рукописных цифр из набора данных MNIST
3. Разработка скриптов для подготовки тренировочного и тестового набора данных
4. Обучение и тестирование разработанных полностью связанных нейронных сетей для решения задачи распознавания пола по фотографии лица человека

2 Формат входа сети

Для описания входа сети в библиотеке Caffe используется слой ImageData.

```
layer {
  name: "gender"
  type: "ImageData"
  top: "data"
  top: "label"
  include {
    phase: TRAIN
  }
  transform_param {
    scale: 0.00390625
  }
  image_data_param {
    source: "/home/glebg/dev/deep-
learning/train.lst"
    new_width: 150
    new_height: 150
    batch_size: 100
  }
}
```

Описание значений параметров слоя:

- top – Указывает на то, какие данные выходят из слоя, в данном случае это исходная картинка и метка класса
- phase – TRAIN (TEST) –режим в котором используется слой
- transform_param – описание преобразований над входными данными. В данном случае выполняется нормировка на 255
- Source – файл *.lst где хранятся изображения и метки класса
- new_width/new_height – размеры входного тензора
- batch_size – размер пачки картинок.

В данной модели мы используем RGB картинки уменьшенные до размера 150x150 и нормализованные на 255

3 Тестовые конфигурации сетей

- **SimpleFCN:**

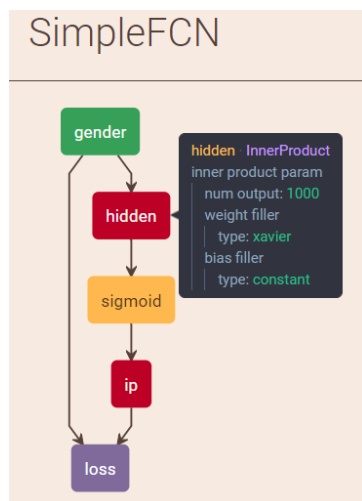


Рис. 1. Сеть с одним скрытым слоем, имеющим 1000 нейронов

- **Elu+Tanh**

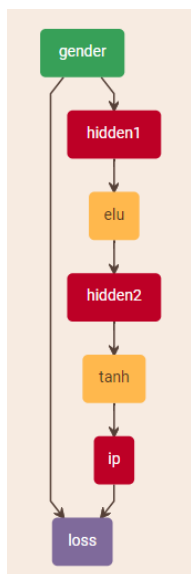


Рис. 2. Два скрытых слоя. 400 и 50 нейронов.

- **Relu+Sigmoid**

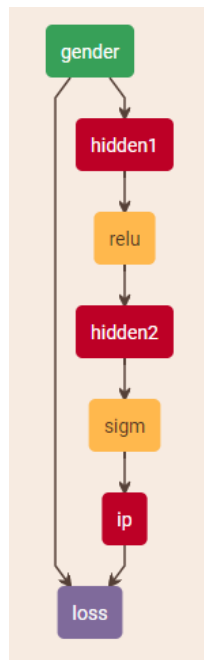


Рис. 3. Два скрытых слоя. 400 и 50 нейронов. Активации Relu+Sigmoid

- **Three layers**

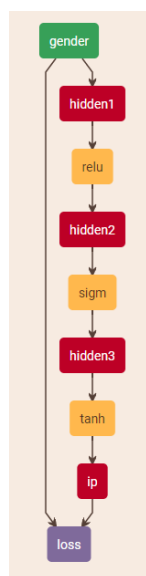


Рис. 4. Три скрытых слоя. 400, 100, 20 нейронов соответственно

4 Результаты экспериментов

Конфигурация сети	Время обучения (с)	Точность
SimpleFCN+sigm (10000) (GeForce GTX 1080)	720	0.8338
SimpleFCN+tanh (2000) (Tesla K20X)	534	0.786
Elu+tanh (10000) (GeForce GTX 1080)	540	0.7878
Three layers (2000) (Tesla K20X)	560	0.8158
Relu+Sigmoid (2000) (GeForce GTX 1080)	653	0.8156

5 Итоги

В лабораторных работах нами было рассмотрено семейство полностью связанных нейронных сетей. Данный тип показал достаточно неплохие результаты (в среднем около 80%) точности классификации. Однако, существующие методы позволяют решать эту задачу с меньшей ошибкой. Мы ожидаем, что применение сверточных сетей позволит нам повысить результаты классификации.