

**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**

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

# 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:

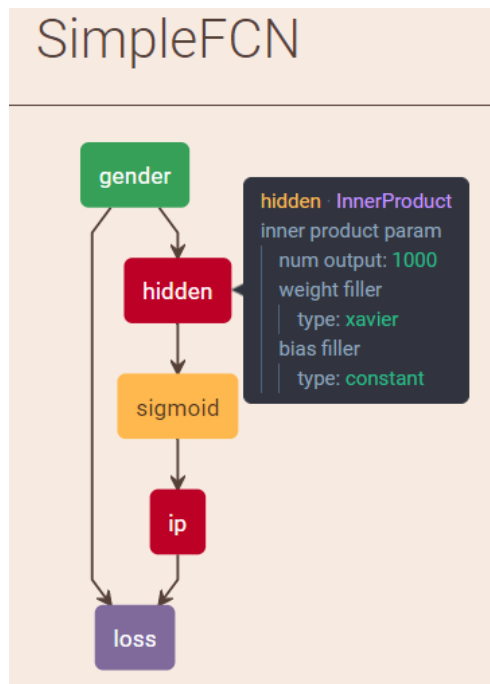


Рис. 1. Сеть с одним скрытым слоем, имеющим 1000 нейронов

- Elu+Tanh

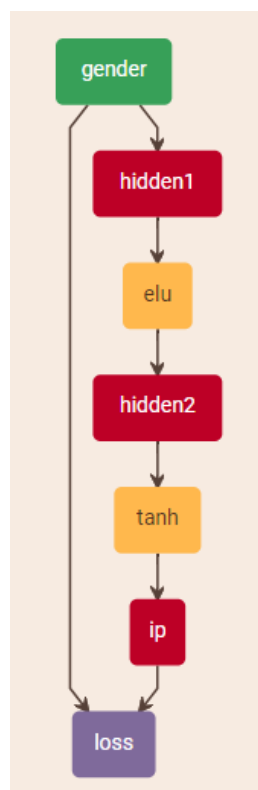


Рис. 2. Два скрытых слоя. 400 и 50 нейронов.

- **Relu+Sigmoid**

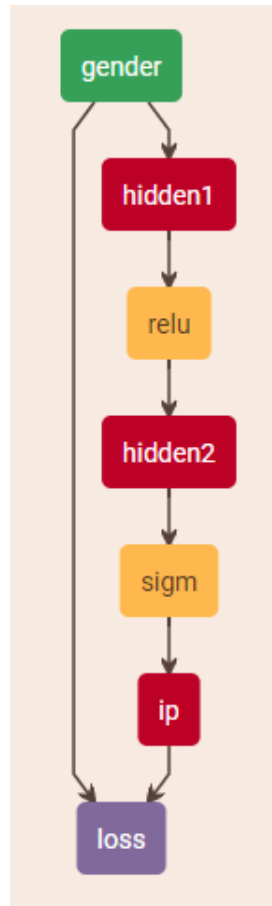


Рис. 3. Два скрытых слоя. 400 и 50 нейронов. Активации Relu+Sigmoid

- **Three layers**

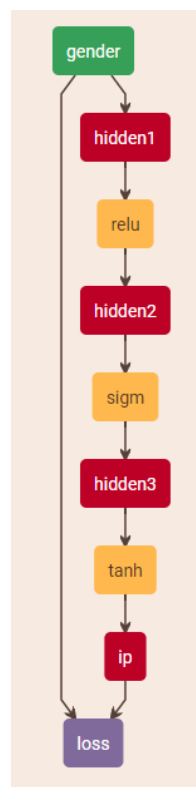


Рис. 4. Три скрытых слоя. 400, 100, 20 нейронов соответственно

## 4 Результаты экспериментов

Конфигурация сети	Точность
SimpleFCN+sigm (10000) (base_lr: 0.01, lr_policy: step, max iter: 15000 )	0.8338
SimpleFCN+tanh (2000) (base_lr: 0.01, lr_policy: fixed, max iter: 10000 )	0.786
Elu+tanh (10000) (base_lr: 0.01, lr_policy: step, max iter: 15000 )	0.7878
Three layers (2000) (base_lr: 0.01, lr_policy: fixed, max iter: 10000 )	0.8158
Relu+Sigmoid (2000) (base_lr: 0.01, lr_policy: step, max iter: 15000 )	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.