МИНОБРНАУКИ РОССИИ САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ «ЛЭТИ» ИМ. В.И. УЛЬЯНОВА (ЛЕНИНА) Кафедра МО ЭВМ

ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №4

по дисциплине «Искусственные нейронные сети»

Тема: «Распознавание рукописных символов»

Студентка гр. 7382	Лящевская А.П.
Преподаватель	Жукова Н. А.

Санкт-Петербург

2020

Цели.

Реализовать классификацию черно-белых изображений рукописных цифр (28x28) по 10 категориям (от 0 до 9).

Задачи.

- Найти архитектуру сети, при которой точность будет выше 95%
- Исследовать влияние различных оптимизаторов, а также их параметров, на процесс обучения
- Написать функцию, которая позволит загружать пользовательское изображение не из датасета

Выполнение работы.

- 1. Найти архитектуру с точностью выше 95% Архитектура :
 - с 4-мя слоями:
 - (a) Flatten(input_shape=train_images.shape[1:]),
 - (b) Dense(64, activation='relu'),
 - (c) Dense(32, activation='relu'),
 - (d) Dense(10, activation='softmax'),
 - оптимизатором adam,
 - batch_size = 128,
 - функцией потерь categorical_crossentropy,
 - количеством эпох = 6

имеет точность ~ 97%.

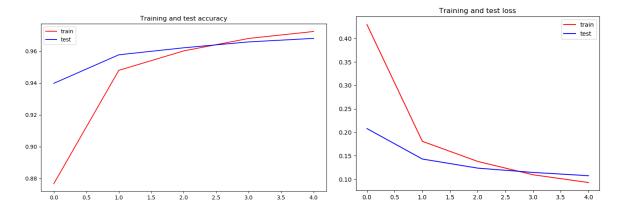
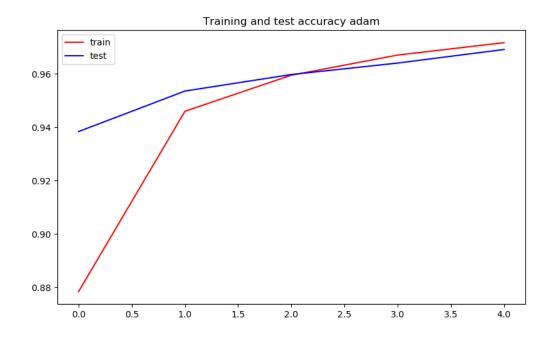


Рисунок 1 – графики точности и потерь для данной архитектуры.

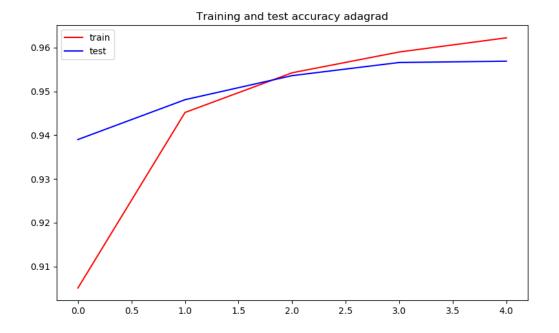
2. Исследовать влияние различных оптимизаторов, а также их параметров, на процесс обучения.

Посмотрим на результаты разных оптимизаторов.

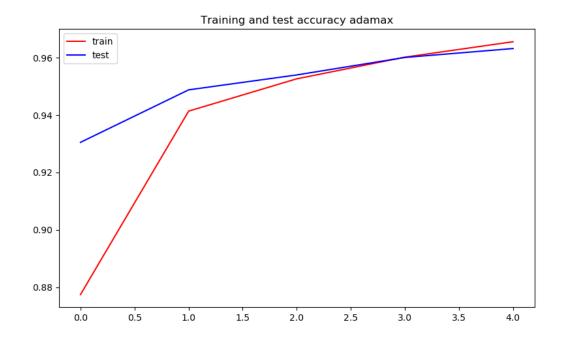
• Оптимизатор – adam :



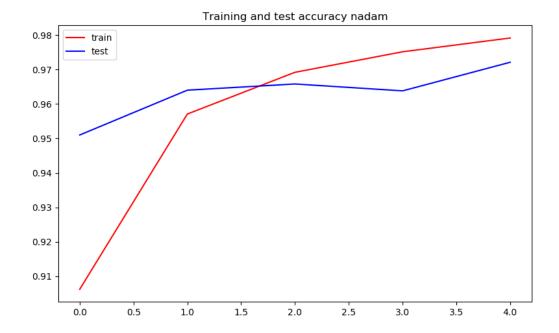
• Оптимизатор – adagrad :



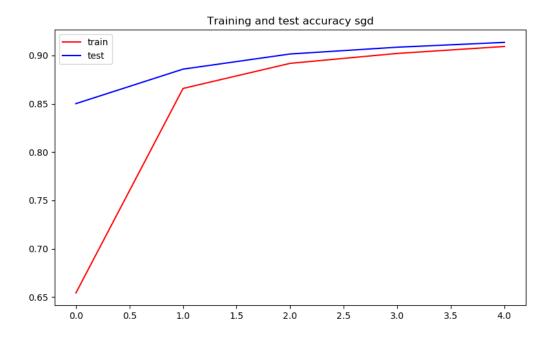
• Оптимизатор – adamax :



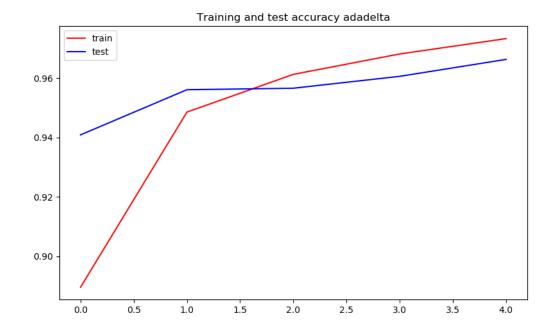
• Оптимизатор – nadam :



• Оптимизатор – sgd :



• Оптимизатор – adadelta :



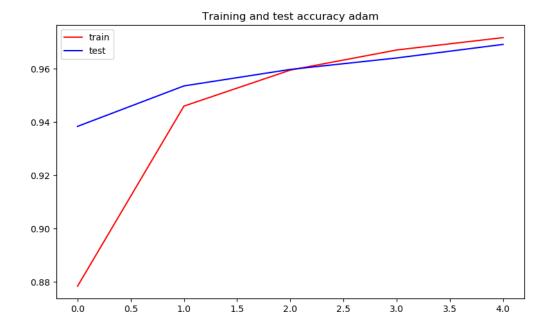
Здесь мы видим, что все оптимизаторы показали примерно одинаковый результат, кроме SDG, у которого он значительно хуже.

Далее, проверим влияние изменения параметра скорости обучения (lr) на обучение у оптимизатора adam.

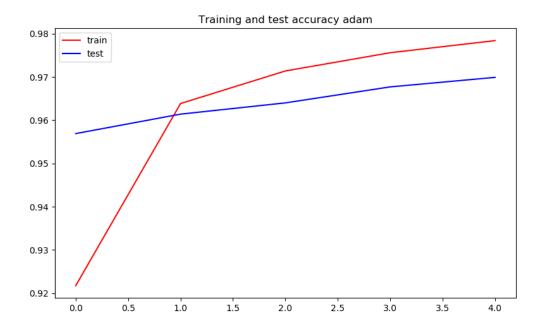
• Lr = 0.0001



• Lr = 0.001



• Lr = 0.005



• Lr = 0.01



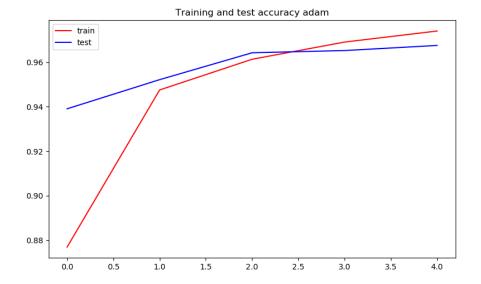
• Lr = 0.5



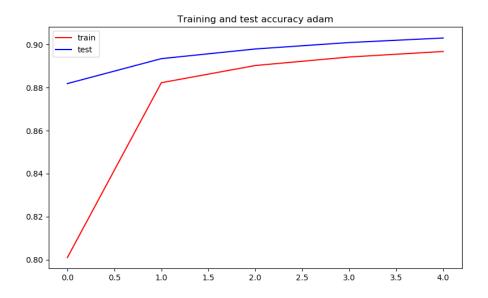
Как видно, при отклонении значения параметра lr от стандартного (0.001) обучаемость сети становится хуже.

Теперь, проверим влияние еще одного параметра: *decay* (коэффициент убывания скорости обучения) на том же оптимизаторе *adam*.

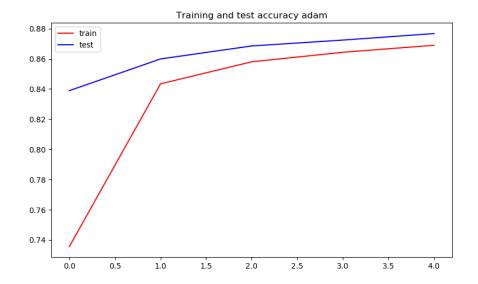
• Decay = 0.0



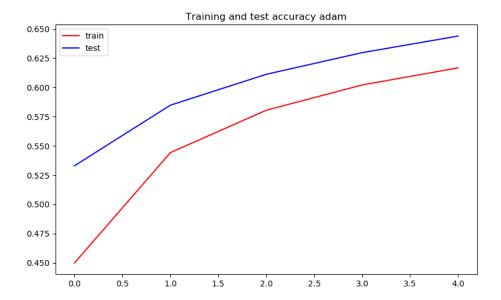
• Decay = 0.05



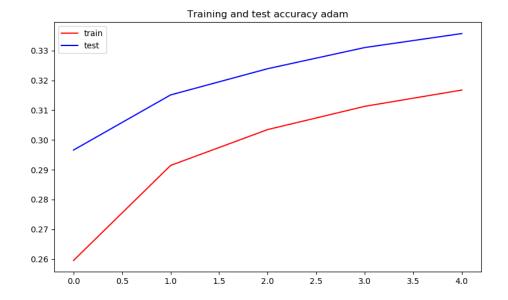
• Decay = 0.1



• Decay = 0.5



• Decay = 2



Изменение параметра Decay не принесло хороших результатов.

3. Написать функцию, которая позволит загружать пользовательское изображение не из датасета.

def openImage(path):
 return numpy.asarray(Image.open(path))

Вывод.

В ходе выполнения данной работы была изучена задача регрессии с помощью библиотеки keras и ее отличие от задачи классификации.

ПРИЛОЖЕНИЕ А ИСХОДНЫЙ КОД ПРОГРАММЫ

```
from keras.layers import Dense, Activation,
Flatten, Dropout
from keras.models import Sequential
from keras.datasets import mnist
from keras.utils import to categorical
from keras import optimizers
from PIL import Image
import numpy
import matplotlib.pyplot as plt
def openImage(path):
    return numpy.asarray(Image.open(path))
(train images, train labels), (test images,
test labels) = mnist.load data()
train_labels = to_categorical(train_labels)
test_labels = to_categorical(test_labels)
train_images = train_images / 255.0
test images = test images / 255.0
model = Sequential()
model.add(Flatten())
model.add(Dense(64, activation='relu'))
model.add(Dense(32, activation='relu'))
model.add(Dense(10, activation='softmax'))
def compile fit print(optimizer, name):
    model.compile(optimizer=optimizer,
loss='categorical crossentropy',
metrics=['accuracy'])
    H = model.fit(train images, train labels,
epochs=5, batch size=128,
validation data=(test images, test labels))
    plt.figure(1, figsize=(8, 5))
    plt.title('Training and test accuracy ' +
name)
    plt.plot(H.history['accuracy'], 'r',
label='train')
    plt.plot(H.history['val_accuracy'], 'b',
label='test')
```

```
plt.legend()
    plt.show()
    plt.clf()
    plt.figure(1, figsize=(8, 5))
    plt.title('Training and test loss ' +
name)
    plt.plot(H.history['loss'], 'r',
label='train')
    plt.plot(H.history['val_loss'], 'b',
label='test')
    plt.legend()
    plt.show()
    plt.clf()
compile_fit_print(optimizers.Adam(), 'adam')
# compile_fit_print('adagrad')
# compile_fit_print('adamax')
# compile_fit_print('nadam')
# compile_fit_print('sgd')
# compile_fit_print('adadelta')
```