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

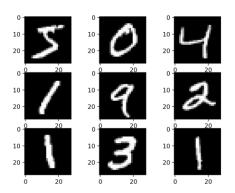
ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №4 по дисциплине «Искусственные нейронные сети» Тема: «Распознавание рукописных символов»

Студентка гр. 7381	 Машина Ю.Д
Преподаватель	 Жукова Н. А.

Санкт-Петербург 2020

Цели.

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



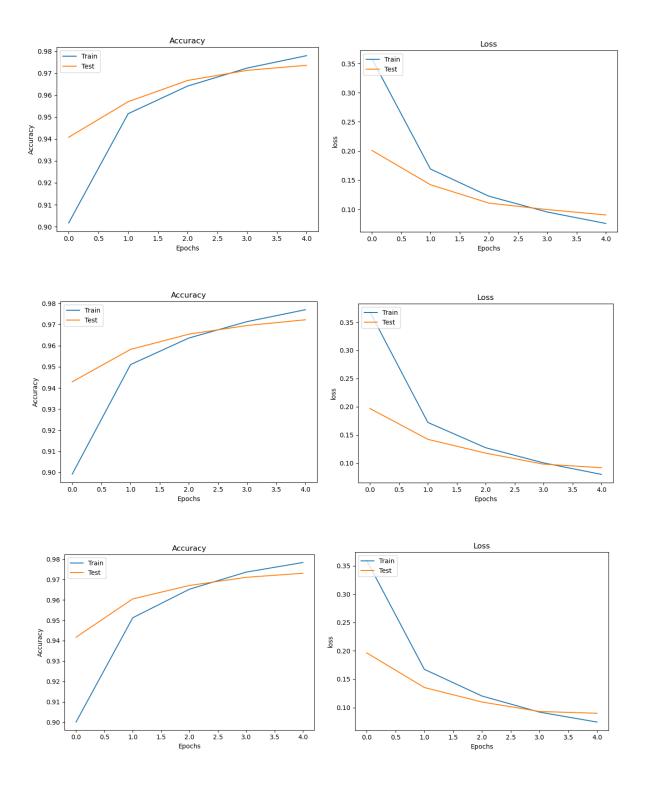
Задачи.

- Ознакомиться с представлением графических данных
- Ознакомиться с простейшим способом передачи графических данных нейронной сети
 - Создать модель
 - Настроить параметры обучения
- Написать функцию, позволяющая загружать изображение пользователи и классифицировать его

Выполнение работы.

1) Найти архитектуру сети, при которой точность классификации будет не менее 95%.

Подходит архитектура сети с двумя добавленными слоями, где на первом из них 128 нейронов с функцией активации relu, а на втором из них 10 с функцией активации softmax, он выходной. Оптимизатор adam. batch_size=128. Через 5 эпох точность классификации ни разу не упала ниже 95%.



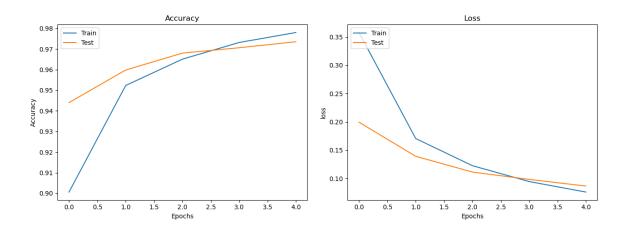


Рисунок 1 — Так в среднем выглядят графики обучения при такой модели.

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

```
Оптимизаторы при их дефолтных параметрах (
    Adam(learning_rate=0.001, beta_1=0.9, beta_2=0.999, amsgrad=False),
    RMSprop(learning_rate=0.001, rho=0.9),
    SGD(learning_rate=0.01, momentum=0.0, nesterov=False),
    Nadam(learning_rate=0.002, beta_1=0.9, beta_2=0.999),
    Adagrad(learning_rate=0.01),
    Adadelta(learning_rate=1.0, rho=0.95),
    Adamax(learning_rate=0.002, beta_1=0.9, beta_2=0.999)
):
```

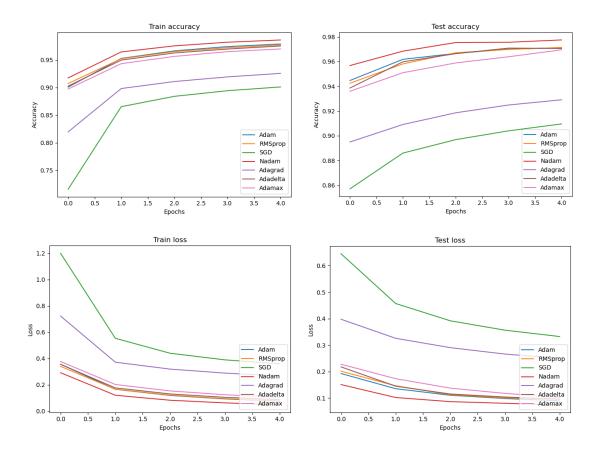


Рисунок 1 — Оптимизаторы при их дефолтных параметрах для данной модели.

Наилучший результат показывает Nadam. Единственный общий параметр у всех оптимизаторов – learning_rate. Можно посмотреть, как отличаются результаты оптимизаторов при одной скорости обучения.

Pезультаты при learning_rate = 0.00001:

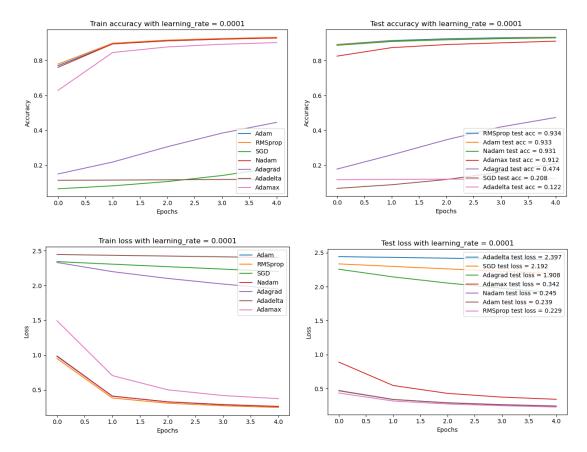
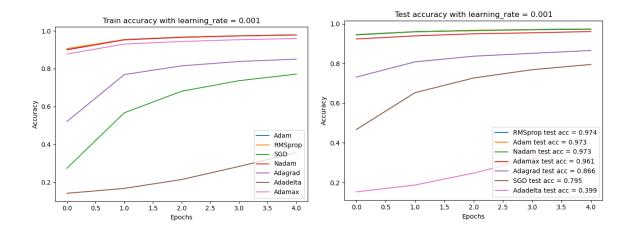


Рисунок 2 – Результаты при learning_rate = 0.00001.

Наилучший результат принадлежит RMSProp.

Pезультаты при learning_rate = 0.0001:



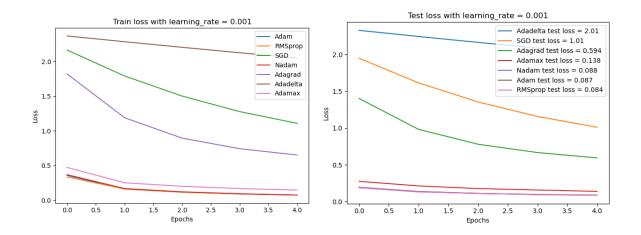


Рисунок 3 – Результаты при learning_rate = 0.0001.

Наилучший результат принадлежит RMSProp.

Результаты при learning_rate = 0.001:

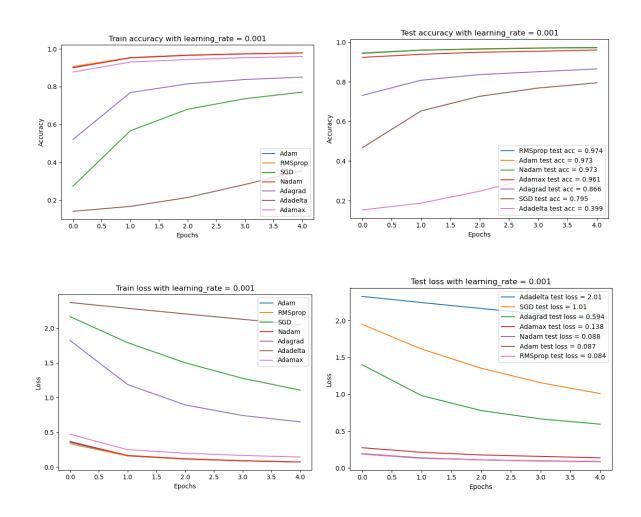


Рисунок 4 – Результаты при learning_rate = 0.001.

Наилучший результат принадлежит RMSProp.

Результаты при learning rate = 0.01:

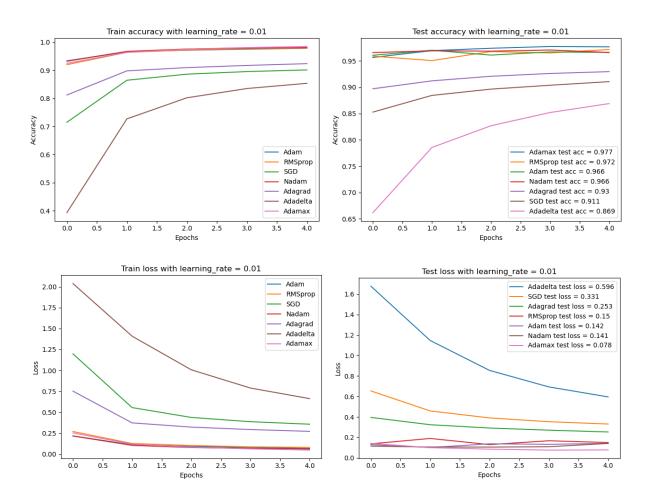


Рисунок 5 – Результаты при learning rate = 0.01.

Наилучший результат принадлежит Adamax.

Результаты при learning rate = 0.1:

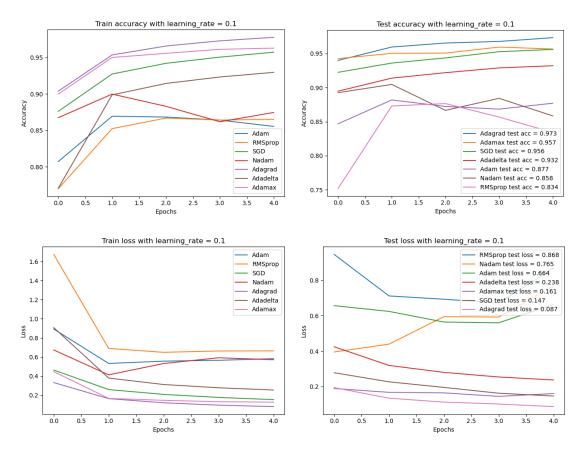


Рисунок 6 – Результаты при learning rate = 0.1.

Наилучший результат принадлежит Adagrad.

Результаты при learning rate = 1:

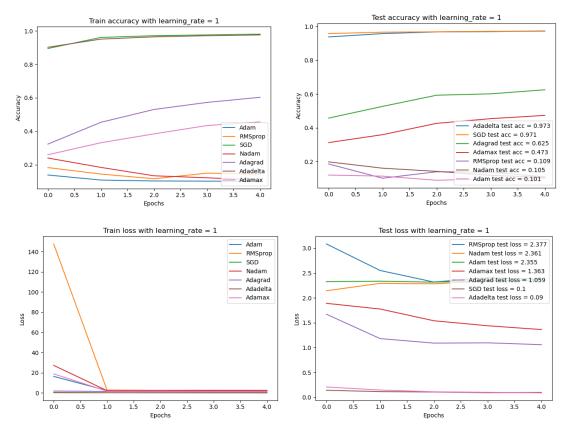


Рисунок 7 – Результаты при learning rate = 1.

Наилучший результат принадлежит Adadelta.

Из полученных результатов можно сделать вывод, что для данной задачи при меньшей скорости обучения (ближе к 0) лучшие результаты показывают RMSProp и Adam, а при скорости ближе к 1 лучшие результаты показывает Adadelta и SGD, а при learning rate = 0.01 лучшие результаты показывает Adamax и RMSProp.

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

Надо помнить, что картинка должна быть 28х28рх и черно-белой. train_images.shape=(60000, 28, 28), поэтому надо добавить к массиву, описывающему картинку с цифрой еще измерение слева, перед тем как отдавать этот массив в model.predict(). Код задания описан в функции testImage(model).

Вывод.

В ходе выполнения данной работы были изучено влияние оптимизаторов и их показателей скорости обучения на результат обучения модели, а также заданная модель была протестирована на собственных данных, а не из датасета. При меньшей скорости обучения (ближе к 0) лучшие результаты показывают RMSProp и Adam, а при скорости ближе к 1 лучшие результаты показывает Adadelta и SGD, а при learning rate = 0.01 лучшие результаты показывает Adamax и RMSProp.

ПРИЛОЖЕНИЕ А ИСХОДНЫЙ КОД

```
from keras.layers import Dense
from tensorflow.keras.optimizers import * # import all
from keras.models import Sequential
from keras.datasets import boston housing
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from tensorflow.keras.layers import Dense, Activation, Flatten
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.utils import to categorical
from tensorflow.keras.datasets import boston housing
import tensorflow as tf
from keras import backend as K
from PIL import Image #pip install Pillow
from numpy import newaxis
learning rate = 0.01
mnist = tf.keras.datasets.mnist
optimizers names arr =
["Adam", "RMSprop", "SGD", "Nadam", "Adagrad", "Adadelta", "Adamax"]
optimizers arr = [Adam(learning rate, beta 1=0.9, beta 2=0.999,
amsgrad=False),
                  RMSprop(learning_rate, rho=0.9),
                  SGD(learning rate, momentum=0.0, nesterov=False),
                  Nadam(learning rate, beta 1=0.9, beta 2=0.999),
                  Adagrad(learning rate),
                  Adadelta(learning_rate, rho=0.95),
                  Adamax(learning rate, beta 1=0.9, beta 2=0.999)]
def build model(optimizer):
   model = Sequential()
    model.add(Flatten())
    model.add(Dense(128, activation='relu'))
    model.add(Dense(10, activation='softmax'))
   model.compile(optimizer, loss='categorical_crossentropy',
metrics=['accuracy'])
    return model
def sortSecond(val):
   return val[1]
def sortFifth(val):
```

```
return val[4]
def plots(histories, test acc):
    #print(test acc)
    test acc = np.around(test acc, 3)
    for history in histories:
        plt.plot(history.history['acc'])
    plt.title('Train accuracy with learning rate =
'+str(learning rate))
    plt.ylabel('Accuracy')
    plt.xlabel('Epochs')
    plt.legend(optimizers names arr, loc='lower right')
    plt.show()
    optimizers names arr2 = []
    ona2 = []
    val acc history = []
    for history in histories:
        val acc history.append(history.history['val acc'])
    val acc history.sort(key=sortFifth, reverse=True)
    for history in val acc history:
        plt.plot(history)
    i = 0
    while i < len(optimizers names arr):
        optimizers names arr2.append((optimizers names arr[i]+ "
test acc = ", test_acc[i][1]))
        i = i + 1
    #print(optimizers names arr2)
    optimizers_names_arr2.sort(key=sortSecond, reverse=True)
    #print(optimizers names arr2)
    i = 0
    while i < len(optimizers names arr):
        ona2.append(optimizers_names_arr2[i][0] +
str(optimizers names arr2[i][1]))
        i += 1
    plt.title('Test accuracy with learning rate =
'+str(learning_rate))
    plt.ylabel('Accuracy')
    plt.xlabel('Epochs')
    plt.legend(ona2, loc='lower right')
    plt.show()
    for history in histories:
        plt.plot(history.history['loss'])
    plt.title('Train loss with learning rate = '+str(learning rate))
    plt.ylabel('Loss')
    plt.xlabel('Epochs')
    plt.legend(optimizers names arr, loc='upper right')
    plt.show()
```

```
optimizers names arr3 = []
    ona3 = []
    val loss history = []
    for history in histories:
        val loss history.append(history.history['val loss'])
    val loss history.sort(key=sortFifth, reverse=True)
    for history in val loss history:
        plt.plot(history)
    i = 0
    while i < len(optimizers names arr):
        optimizers names arr3.append((optimizers names arr[i]+ "
test loss = ", test_acc[i][0]))
        i = i + 1
    #print(optimizers names arr3)
    optimizers names arr3.sort(key=sortSecond, reverse=True)
    #print(optimizers names arr3)
    i = 0
    while i < len(optimizers_names_arr):</pre>
        ona3.append(optimizers names arr3[i][0] +
str(optimizers names arr3[i][1]))
        i += 1
    plt.title('Test loss with learning_rate = '+str(learning_rate))
    plt.ylabel('Loss')
    plt.xlabel('Epochs')
    plt.legend(ona3, loc='upper right')
    plt.show()
    return
def test_optimizers():
    histories = []
    test acc = []
    for optimizer in optimizers_arr:
        model = build model(optimizer)
        histories.append(model.fit(train images, train labels,
epochs=5, batch size=128, validation data=(test images,
test_labels)))
        test acc.append(model.evaluate(test images, test labels))
        K.clear_session() # it will destroy keras object
    plots(histories, test acc)
    return
def singleModelPlots(history):
    title = []
    plt.plot(history.history['acc'])
    plt.plot(history.history['val_acc'])
    plt.title('Accuracy')
    plt.ylabel('Accuracy')
    plt.xlabel('Epoch')
    plt.legend(['Train', 'Test'], loc='upper left')
```

```
plt.show()
    plt.plot(history.history['loss'])
    plt.plot(history.history['val loss'])
    plt.title('Loss')
   plt.ylabel('Loss')
    plt.xlabel('Epoch')
   plt.legend(['Train', 'Test'], loc='upper left')
    plt.show()
    return
def testImage(model):
    image names = ['img1.bmp', 'img2.bmp', 'img3.bmp']
    for image in image names:
        img = Image.open(image).convert("L") # translating a color
image to black and white (mode "L")
        image array = np.asarray(img) / 255
        image = (image array)[newaxis, :, :] # increase the
dimension of the existing array
        print(np.argmax(model.predict(image)))
    return
if __name__ == '__main__':
    (train_images, train_labels), (test_images, test_labels) =
mnist.load data()
   train images = train images / 255.0
    test images = test images / 255.0
   train labels = to categorical(train labels)
   test labels = to categorical(test labels)
   model = build model('adam')
   test loss, test acc = model.evaluate(test images, test labels)
   #history = model.fit(train_images, train_labels, epochs=5,
batch size=128, validation data=(test images, test labels))
    print('test acc:', test acc)
   #print(history.history)
    singleModelPlots(model.fit(train_images, train_labels, epochs=5,
batch size=128, validation data=(test images, test labels)))
   test optimizers()
   testImage(model)
   \#array = np.array([[1,2,3],[4,5,6]])
   #print(array)
   #print(((array)[newaxis,:,:]).shape)
```