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»

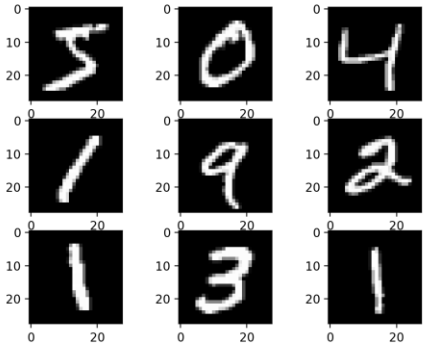
Студентка гр. 7381 _____ Машина Ю.Д.

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

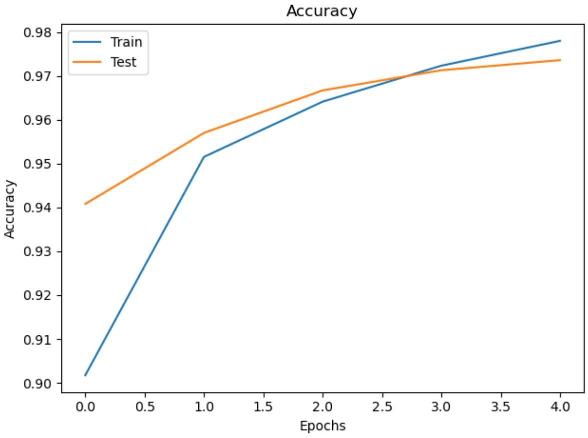
– Настроить параметры обучения

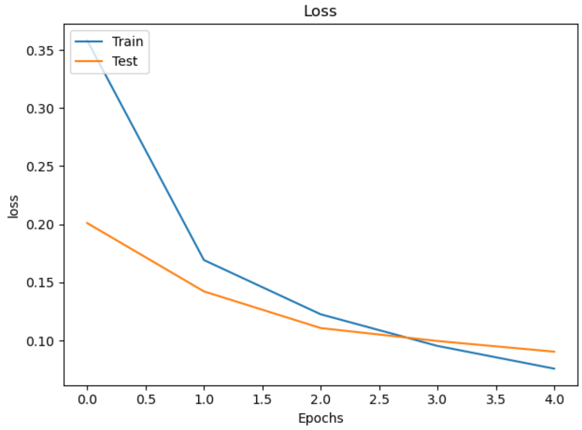
– Написать функцию, позволяющая загружать изображение пользователи и классифицировать его

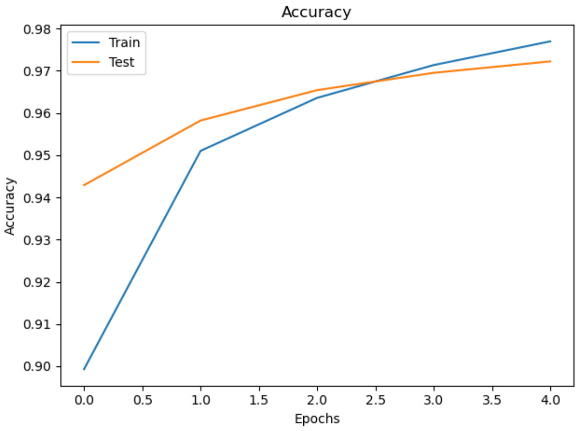
Выполнение работы.

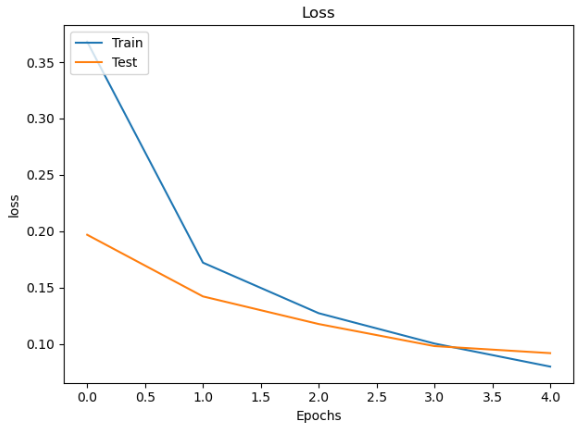
1) Найти архитектуру сети, при которой точность классификации будет не менее 95%.

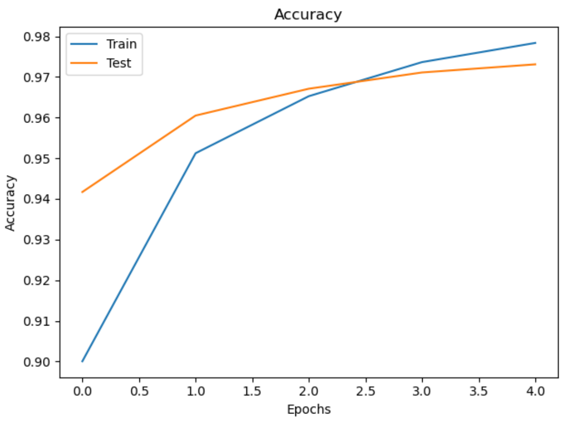
Подходит архитектура сети с двумя добавленными слоями, где на первом из них 128 нейронов с функцией активации relu, а на втором из них 10 с функцией активации softmax, он выходной. Оптимизатор adam. batch_size=128. Через 5 эпох точность классификации ни разу не упала ниже 95%.

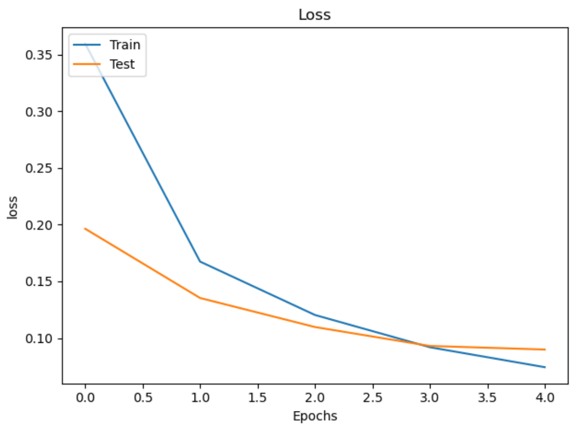

Accuracy
Train
Test
Accuracy
0.98
0.97
0.96
0.95
0.94
0.93
0.92
0.91
0.90
0.0
0.5
1.0
1.5
2.0
2.5
3.0
3.5
4.0
Epochs


Loss
Train
Test
loss
0.35
0.30
0.25
0.20
0.15
0.10
0.0
0.5
1.0
1.5
2.0
2.5
3.0
3.5
4.0
Epochs


Accuracy
Train
Test
Accuracy
0.98
0.97
0.96
0.95
0.94
0.93
0.92
0.91
0.90
0.0
0.5
1.0
1.5
2.0
2.5
3.0
3.5
4.0
Epochs


Loss
Train
Test
loss
0.35
0.30
0.25
0.20
0.15
0.10
0.0
0.5
1.0
1.5
2.0
2.5
3.0
3.5
4.0
Epochs


Accuracy
Train
Test
Accuracy
0.98
0.97
0.96
0.95
0.94
0.93
0.92
0.91
0.90
0.0
0.5
1.0
1.5
2.0
2.5
3.0
3.5
4.0
Epochs


Loss
Train
Test
loss
0.35
0.30
0.25
0.20
0.15
0.10
0.0
0.5
1.0
1.5
2.0
2.5
3.0
3.5
4.0
Epochs

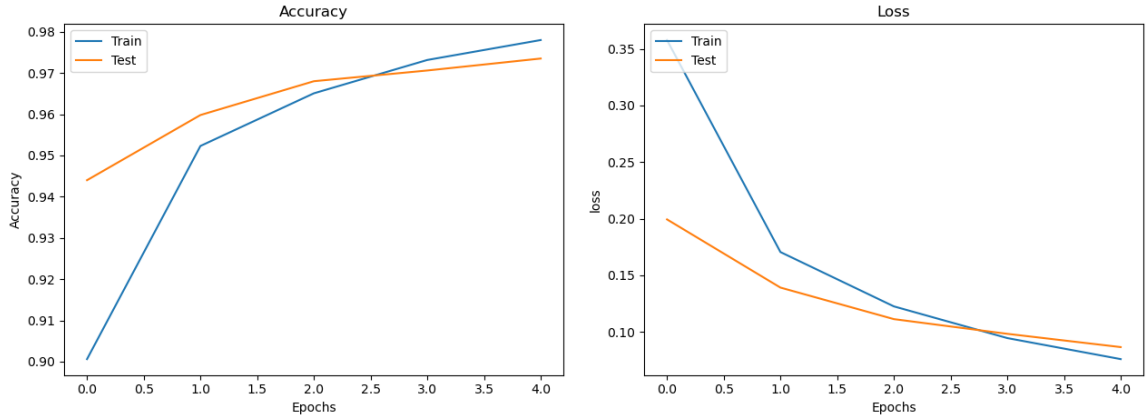


Рисунок 1 – Так в среднем выглядят графики обучения при такой модели.

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)
```

):

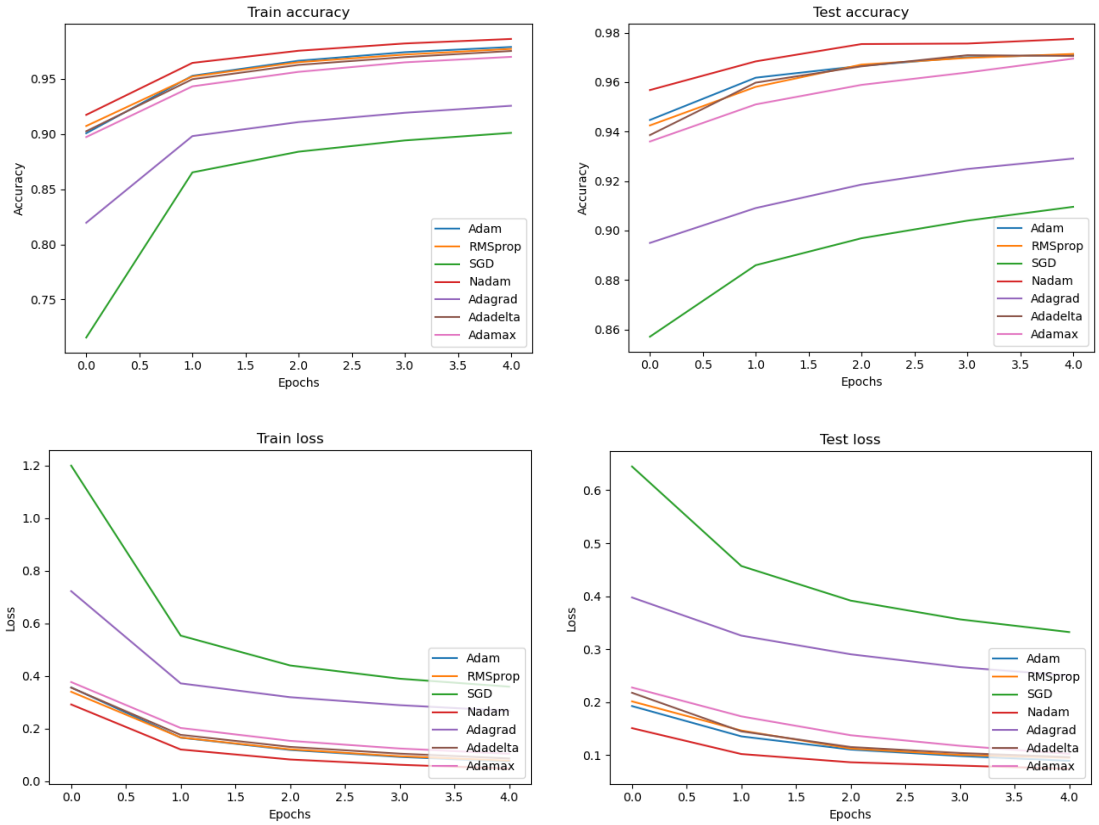


Рисунок 1 – Оптимизаторы при их дефолтных параметрах для данной модели.

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

Результаты при learning_rate = 0.00001:

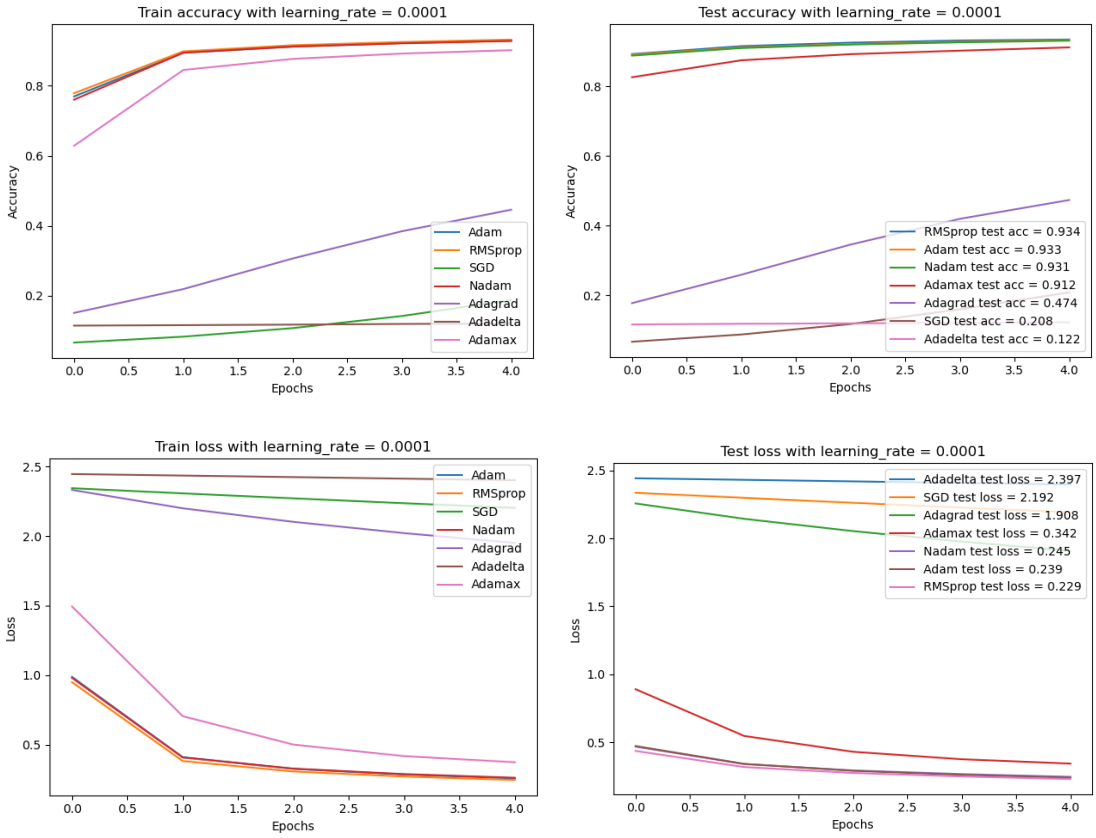
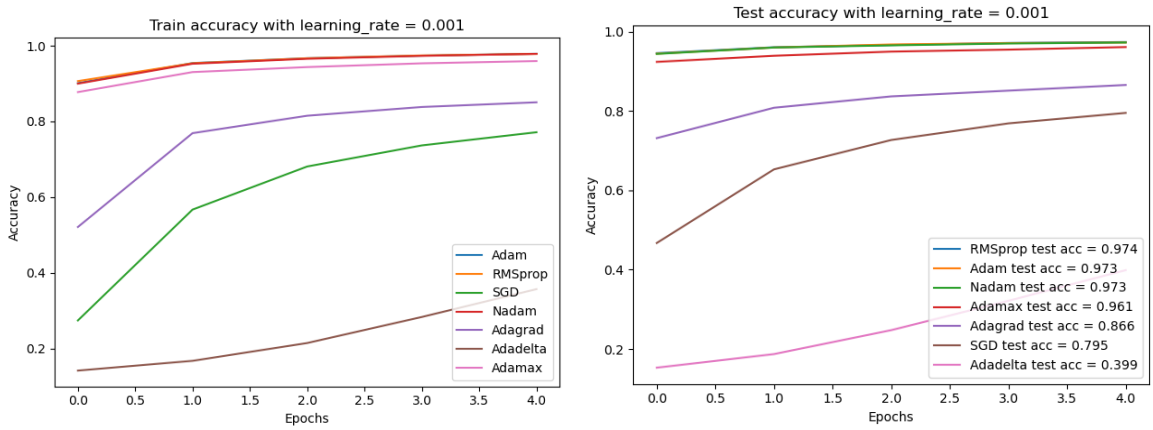


Рисунок 2 – Результаты при learning_rate = 0.00001.

Наилучший результат принадлежит RMSProp.

Результаты при learning_rate = 0.0001:



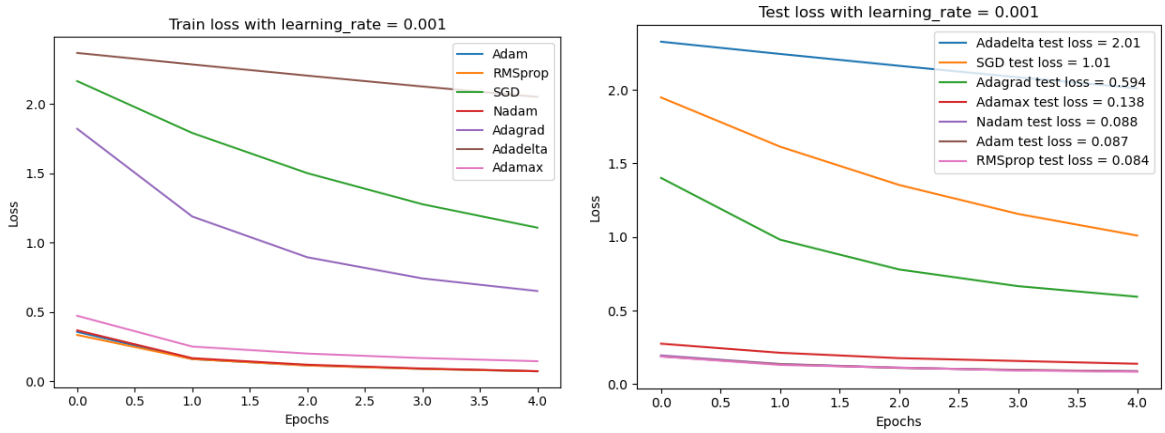


Рисунок 3 – Результаты при learning_rate = 0.0001.

Наилучший результат принадлежит RMSProp.

Результаты при learning_rate = 0.001:

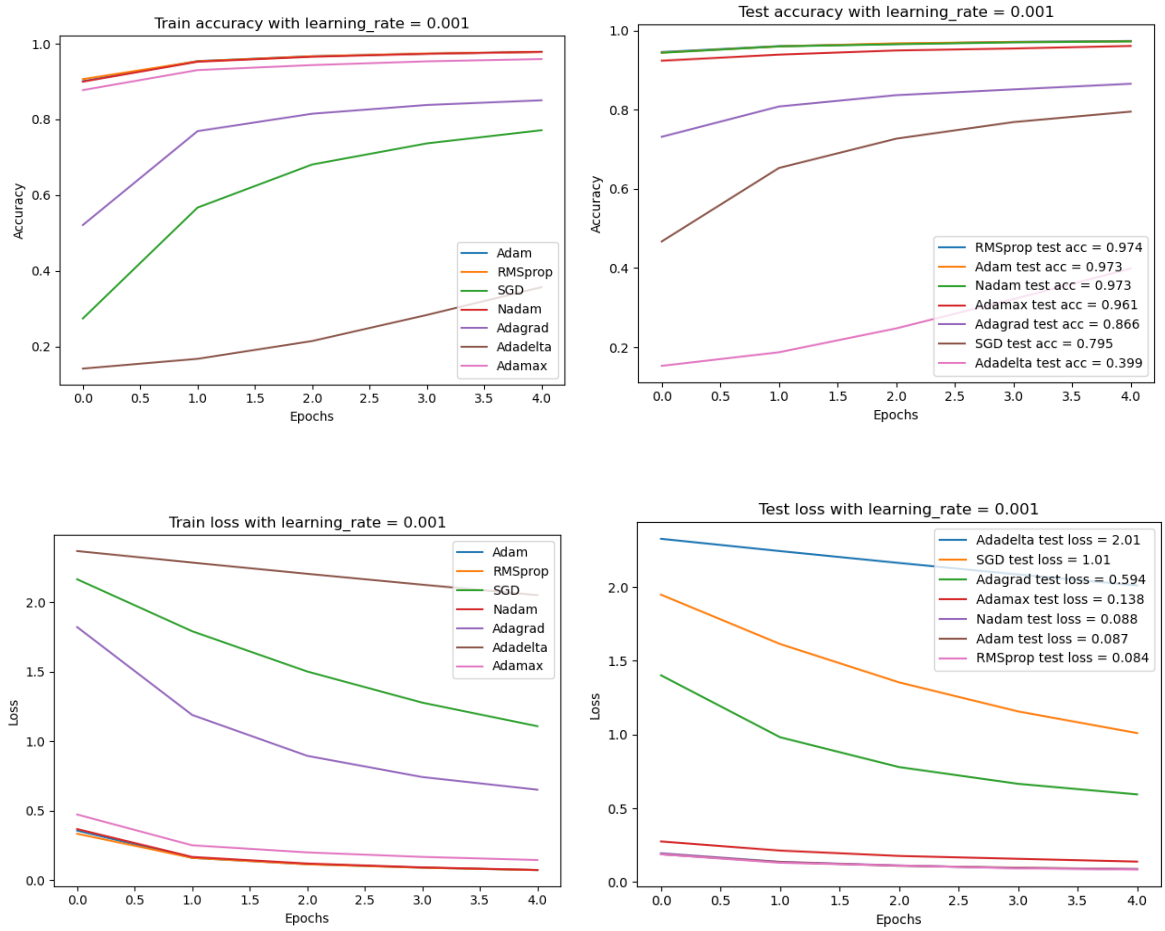


Рисунок 4 – Результаты при learning_rate = 0.001.

Наилучший результат принадлежит RMSProp.

Результаты при learning rate = 0.01:

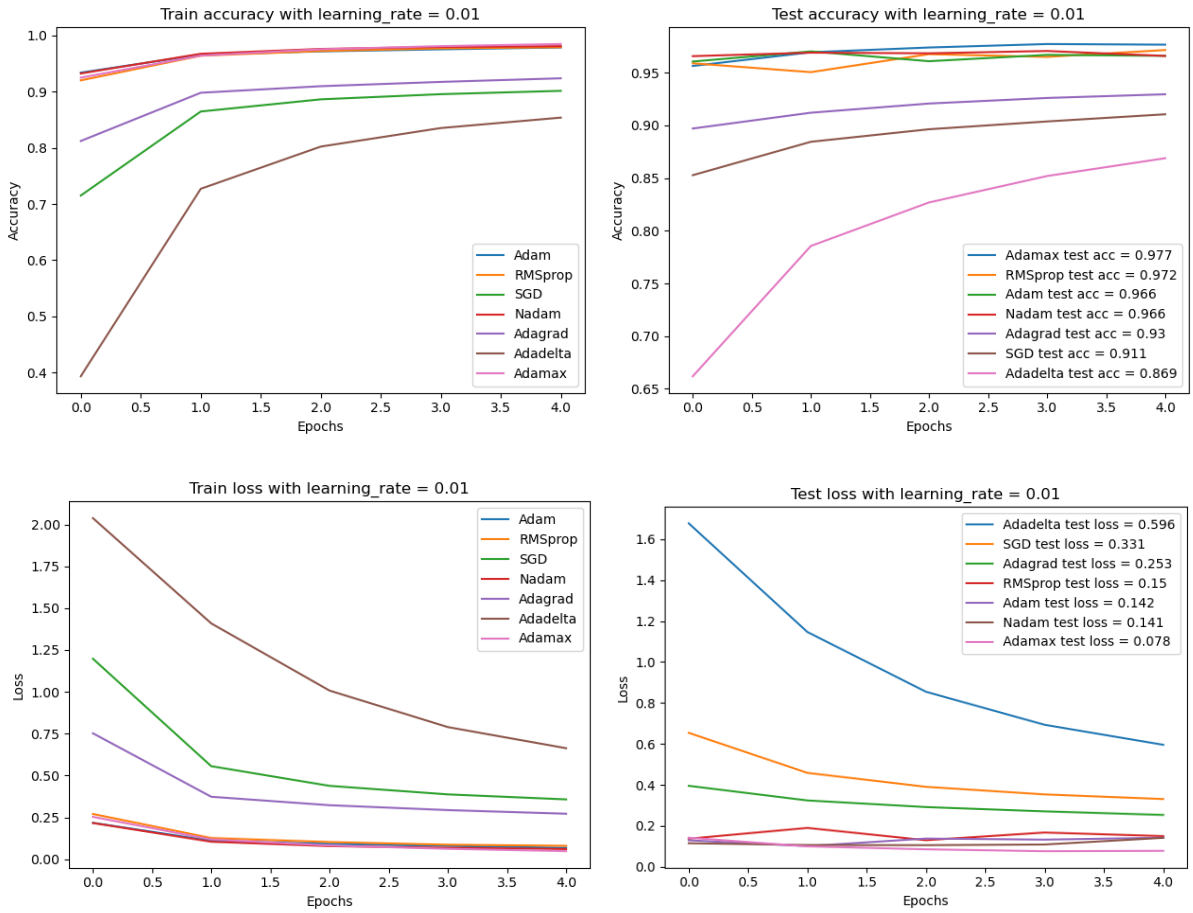


Рисунок 5 – Результаты при learning rate = 0.01.

Наилучший результат принадлежит Adamax.

Результаты при learning rate = 0.1:

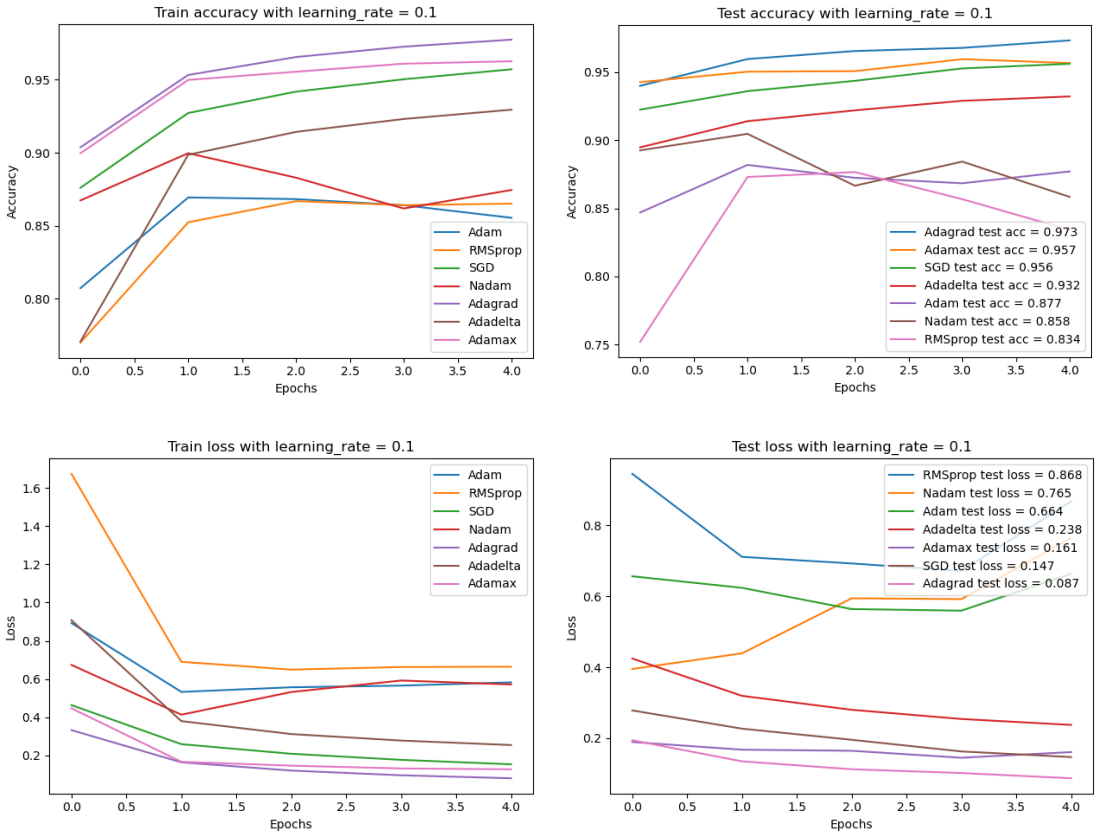


Рисунок 6 – Результаты при learning rate = 0.1.

Наилучший результат принадлежит Adagrad.

Результаты при learning rate = 1:

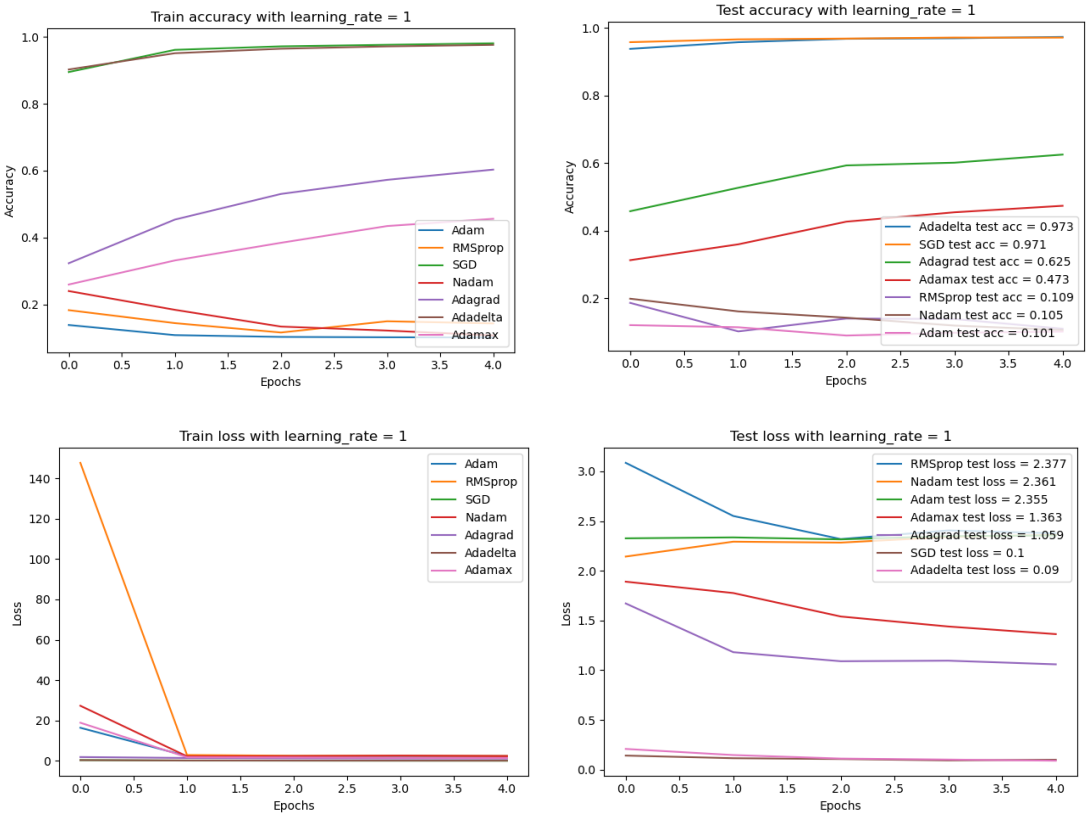


Рисунок 7 – Результаты при learning rate = 1.

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 28x28px 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.

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):
        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)
```