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

ОТЧЕТ

по лабораторной работе №4 по дисциплине «Искусственные нейронные сети» Тема: «Распознавание рукописных символов»

Студентка гр. 7381	 Алясова А.Н.
Преподаватель	Жукова Н.А.

Санкт-Петербург 2020

Цель работы.

Реализовать классификацию черно-белых изображений рукописных цифр (28х28) по 10 категориям (от 0 до 9). Набор данных содержит 60 000 изображений для обучения и 10 000 изображений для тестирования.

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

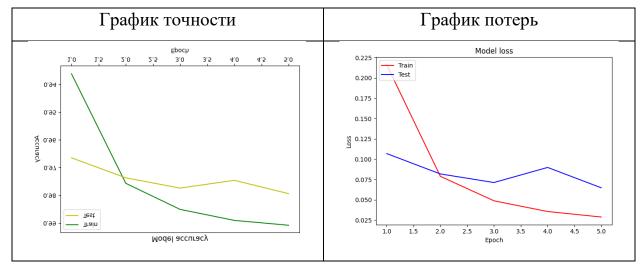
Требования.

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

Ход работы.

В ходе работы была создана и обучена модель искусственной нейронной сети в соответствии с условиями (код представлен в приложении).

Результатом поиска наилучшей архитектуры, при которой точность классификации сети более 95%, оказалась модель с 2мя скрытыми слоями на 512 и 216 нейронов. На самом деле добавление слоев не сильно влияет на результат, но при таком строении потери наименьшие. Эти результаты достигнуты при исходном количестве эпох = 5, однако в процессе тестирования я выяснила, что точнее результаты при количестве эпох = 20.



Результаты обучения модели при использовании различных оптимизаторов, а также их параметров представлены в таблицах ниже. Чтобы определить какой оптимизатор и с какими параметрами подходит нам больше всего, я рассмотрела каждый оптимизатор с различными параметрами. Далее из них выбирала наилучший и фиксировала, что менялось.

Название оптимизатора	Его параметры	Точность
	'learning_rate': 0.001, 'decay':	0.8683
	0.0, 'rho': 0.95, 'epsilon': 1e-	
	07}:	
Adadelta	'learning_rate': 0.001, 'decay':	0.8038
	0.0, 'rho': 0.5, 'epsilon': 1e-07}:	
	<pre>learning_rate': 0.01, 'decay': 0.0,</pre>	0.9411
	'rho': 0.95, 'epsilon': 1e-07}:	

С увеличением 'learning_rate' увеличивается точность, поэтому наилучший вариант это:

{'name': 'Adadelta', 'learning_rate': 0.01, 'decay': 0.0, 'rho': 0.95,
'epsilon': 1e-07}: 0.9411

Название оптимизатора	Его параметры	Точность
Adagrad	'learning_rate': 0.001, 'decay':	0.9285
	<pre>0.0, 'initial_accumulator_value':</pre>	
	0.1, 'epsilon': 1e-07}	
	'learning_rate': 0.01, 'decay':	0.9736
	<pre>0.0, 'initial_accumulator_value':</pre>	
	0.1, 'epsilon': 1e-07}	

С увеличением 'learning_rate' увеличивается точность, поэтому наилучший вариант это:

{'name': 'Adagrad', 'learning_rate': 0.01, 'decay': 0.0,
'initial_accumulator_value': 0.1, 'epsilon': 1e-07}: 0.9736

Название оптимизатора	Его параметры	Точность
	'learning_rate': 0.001, 'decay':	0.9838
	0.0, 'beta_1': 0.9, 'beta_2':	
	0.999, 'epsilon': 1e-07, 'amsgrad':	
	False}	
	'learning_rate': 0.01, 'decay':	0.9749
Adam	0.0, 'beta_1': 0.9, 'beta_2':	
	0.999, 'epsilon': 1e-07, 'amsgrad':	
	False}:	
	<pre>{'name': 'Adamax', 'learning_rate':</pre>	0.9825
	0.001, 'decay': 0.0, 'beta_1': 0.9,	
	'beta_2': 0.999, 'epsilon': 1e-07}:	

С увеличением 'learning_rate' увеличивается потери, поэтому наилучший вариант это:

{'name': 'Adam', 'learning_rate': 0.001, 'decay': 0.0, 'beta_1': 0.9,
'beta_2': 0.999, 'epsilon': 1e-07, 'amsgrad': False}: 0.9838

Название оптимизатора	Его параметры	Точность
RMSprop	<pre>'learning_rate': 0.001, 'decay': 0.0, 'rho': 0.9, 'momentum': 0.0, 'epsilon': 1e-07, 'centered': False}</pre>	0.9828
	<pre>'learning_rate': 0.01, 'decay': 0.0, 'rho': 0.9, 'momentum': 0.0, 'epsilon': 1e-07, 'centered': False}</pre>	0.9644

'learning_rate': 0.001, 'decay': 0.0, 'rho': 0.5, 'momentum': 0.0, 'epsilon': 1e-07, 'centered': False}	0.9823
<pre>'learning_rate': 0.001, 'decay': 0.0, 'rho': 0.9, 'momentum': 0.9, 'epsilon': 1e-07, 'centered': False}:</pre>	0.9768

С увеличением параметров'learning_rate' и 'momentum' увеличивается потери, при изменении параметра 'rho' ничего не меняется, поэтому наилучший вариант это:

{'name': 'RMSprop', 'learning_rate': 0.001, 'decay': 0.0, 'rho': 0.9,
'momentum': 0.0, 'epsilon': 1e-07, 'centered': False}: 0.9828

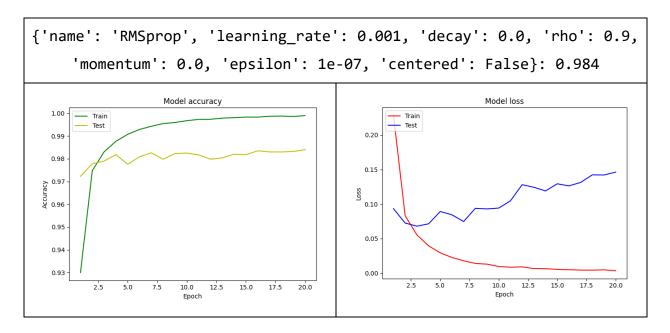
Название оптимизатора	Его параметры	Точность
	<pre>'learning_rate': 0.01, 'decay': 0.0, 'momentum': 0.0, 'nesterov': False}</pre>	0.9568
SGD	<pre>'learning_rate': 0.001, 'decay': 0.0, 'momentum': 0.0, 'nesterov': False}</pre>	0.9014
	<pre>'learning_rate': 0.01, 'decay': 0.0, 'momentum': 0.9, 'nesterov': False}:</pre>	0.9799

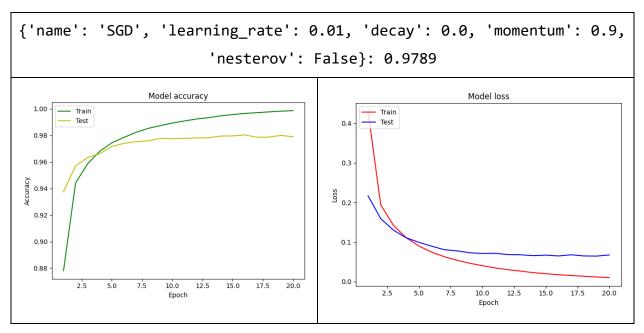
С увеличением 'learning_rate' и 'momentum' увеличивается точность, поэтому наилучший вариант это:

{'name': 'SGD', 'learning_rate': 0.01, 'decay': 0.0, 'momentum': 0.9,
'nesterov': False}: 0.9799

Теперь из наилучших вариаций оптимизаторов выберем самый подходящий:

{'name': 'Adadelta', 'learning rate': 0.01, 'decay': 0.0, 'rho': 0.95, 'epsilon': 1e-07}: 0.9404 Model loss Model accuracy Train 0.90 1.4 0.85 1.2 0.80 s 1.0 0.75 0.8 0.70 0.6 0.4 0.65 15.0 17.5 7.5 10.0 12.5 15.0 17.5 Epoch Epoch {'name': 'Adagrad', 'learning_rate': 0.01, 'decay': 0.0, 'initial_accumulator_value': 0.1, 'epsilon': 1e-07}: 0.9733 Model accuracy Model loss Train 0.98 Test 0.6 0.96 0.5 0.94 0.4 0.92 Loss 0.90 0.90 0.3 0.88 0.2 0.86 0.1 0.84 10.0 12.5 15.0 17.5 {'name': 'Adam', 'learning_rate': 0.001, 'decay': 0.0, 'beta_1': 0.9, 'beta_2': 0.999, 'epsilon': 1e-07, 'amsgrad': False}: 0.9812 Model accuracy - Train Test 0.20 0.98 0.15 ် 0.97 0.10 0.96 0.95 0.05 0.94 15.0 17.5 17.5





Сравнивая полученные цифры и смотря на графики, можно увидеть, что хуже всех себя оптимизатор 'Adadelta', так как у нее самая маленькая точность. Лучше всех справился оптимизатор 'RMSprop'.

Выводы.

В ходе выполнения данной работы была изучена задача распознавания рукописных цифр и исследовано влияние различных оптимизаторов на обучение моделей. Также была произведена работа по работе и обработке изображений.

ПРИЛОЖЕНИЕ

Исходный код

```
import tensorflow as tf
import matplotlib.pvplot as plt
import numpy as np
from keras.utils import to categorical
from tensorflow.keras.layers import Dense, Activation, Flatten
from tensorflow.keras.models import Sequential
from PIL import Image
from tensorflow.keras import optimizers
NUM EPOCHS = 20
optimizers = [optimizers.Adadelta(learning rate=0.01),
           optimizers.Adagrad(learning rate=0.01),
           optimizers.Adam(),
           optimizers.RMSprop(),
           optimizers.Ftrl(),
           optimizers.SGD(momentum=0.9)]
def load data():
   #MNIST - набор данных
   mnist = tf.keras.datasets.mnist
   (train images, train labels),(test images, test labels) =
mnist.load data()
   #преобразование изображений в масиив чисел из интервала [0, 1]
   train images = train images / 255.0
   test images = test images / 255.0
   #кодирование метк категорий
   train labels = to categorical(train labels)
   test labels = to categorical(test labels)
   return train images, train labels, test images, test labels
####################################
#####################################
# Функция для загрузки изображения не из датасета
```

```
def transform Image(filename):
   img = Image.open(filename).convert('L')
   img = img.resize((28, 28))
   img = np.array(img)
   img = 1 - img
   img = img / 255.0
   img = np.expand dims(img, axis=0)
   return img
###################################
#####################################
# Задание базовой архитектуры сети
def build model(opt):
   model = Sequential()
   model.add(Flatten())
   model.add(Dense(512, activation='relu'))
   model.add(Dense(256, activation='relu'))
   model.add(Dense(10, activation='softmax'))
   #задание ф-ции потерь, оптимизатора, метрики
   model.compile(optimizer=opt,loss='categorical_crossentropy',
metrics=['accuracy'])
   return model
###################################
####################################
def create graphics(history):
   # графики потерь
   loss = history.history['loss']
   val loss = history.history['val loss']
   epochs = range(1, len(loss) + 1)
   plt.plot(epochs, loss, 'r')
   plt.plot(epochs, val loss, 'b')
   plt.title('Model loss')
   plt.ylabel('Loss')
   plt.xlabel('Epoch')
   plt.legend(['Train', 'Test'], loc='upper left')
   plt.show()
   # графики точности
```

```
val_acc = history.history['val_accuracy']
   plt.plot(epochs, acc, 'g')
   plt.plot(epochs, val_acc, 'y')
   plt.title('Model accuracy')
   plt.ylabel('Accuracy')
   plt.xlabel('Epoch')
   plt.legend(['Train', 'Test'], loc='upper left')
   plt.show()
######################################
def train model():
   model = build model('adam')
   # обучение сети
   history = model.fit(train images, train labels, epochs=NUM EPOCHS,
batch_size=128, validation_data=(test_images, test_labels))
   create graphics(history)
   # проверка, как модель распознает контрольный набор
   test_loss, test_acc = model.evaluate(test_images, test_labels)
   print('test acc:', test acc)
   return model
###################################
#####################################
def test (opt):
   opt config = opt.get config()
   print ("Researching with optimizer ")
   print(opt config)
   model = build model(opt)
   history = model.fit(train_images, train_labels, epochs=NUM_EPOCHS,
batch size=128, validation data=(test images, test labels))
   test loss, test acc = model.evaluate(test images, test labels)
   create graphics(history)
   result["%s" % (opt_config)] = test_acc
```

acc = history.history['accuracy']

```
print(test loss)
   return model
#####################################
if name == ' main ':
   train images, train labels, test images, test labels = load data()
   print("Введите число:")
   print("0 - Запустить модель с наилучшими параметрами")
   print("1 - Запустить все")
   num = input()
   if num == '0':
      model = train_model()
      image = transform Image('77.png')
      predictions = model.predict(image)
      print(np.argmax(predictions))
   if num == '1':
      result = dict()
      for opt in optimizers:
         test(opt)
      #результаты тестирования
      for res in result:
         print("%s: %s" % (res, result[res]))
```