### Лабораторная работа №4

Целью данной лабораторной работы является разработка нейронной сети для решения задачи классификации или регрессии в зависимости от набора данных в рамках варианта. Лабораторная работа предполагает разработку на языке программирования Python с использованием библиотеки Keras.

Варианты заданий:

- 1) Распознавание цифр на изображении (MNIST digits classification dataset)
- 2) Распознавание 10 предметов на уменьшенных изображениях (CIFAR10 small images classification dataset)
- 3) Определение эмоционального окраса рецензии фильма (IMDB movie review sentiment classification dataset)
- 4) Классификация ленты новостей (Reuters newswire classification dataset)
- 5) Определение цены недвижимости (Boston Housing price regression dataset)

Все наборы данных доступны по ссылке : <a href="https://keras.io/api/datasets/">https://keras.io/api/datasets/</a>

При разработке нейронной сети следует соблюсти наличие необходимых составляющих исходя из следующих вариантов:

- 1) Нейросеть должна состоять из трёх полносвязных слоёв, обязательное использование Dropout, в качестве оптимизатора использовать Adam;
- 2) Нейросеть должна состоять из четырех полносвязных слоёв, обязательное использование GaussianDropout, в качестве оптимизатора использовать SGD;
- 3) Нейросеть должна состоять из пяти полносвязных слоёв, обязательное использование ActivityRegularization, в качестве оптимизатора использовать RMSprop.

Выбор количества нейронов на всех внутренних слоях, функций активации и других параметров должен быть обусловлен оптимальностью работы модели.

Формула вычисления варианта:

```
N_{\rm B1} = N_{\rm cn} mod \ 5 \ + 1 N_{\rm B2} = (N_{\rm cn} \ + \ 2) \ mod \ 3 \ + 1 где N_{\rm cn} - номер студента в списке.
```

Для защиты лабораторной работы следует обосновать выбор значений дополнительных параметров и продемонстрировать работу обученной нейронной сети. Обоснование должно включать в себя демонстрацию качества работы сети на валидационном наборе данных в процессе обучения. Параметры выбираются те, на которых валидация даёт наилучший результат.

Пример разработки и запуска нейронной сети с использованием среды google colab:

```
from tensorflow.keras.datasets import fashion_mnist from tensorflow.keras.models import Sequential from tensorflow.keras.layers import * from tensorflow.keras import utils from tensorflow.keras.preprocessing import image from google.colab import files import numpy as np import matplotlib.pyplot as plt from PIL import Image
```

Загрузка данных, объявление списка с названиями классов, нормализация данных, преобразование классов в метки категорий:

Создание последовательной модели, добавление уровней сети, компиляция модели:

```
from tensorflow.keras import activations
    model=Sequential()
    model.add(Dense(1600,input_dim=784,activation='relu'))
    model.add(Dense(10,activation='softmax'))
    model.compile(optimizer='adam',loss='categorical_crossentropy',metrics=['accuracy'])
    model.summary()
Model: "sequential"
    Layer (type)
                                 Output Shape
                                                           Param #
    dense (Dense)
                                 (None, 1600)
                                                          1256000
    dense 1 (Dense)
                                 (None, 10)
                                                           16010
    Total params: 1,272,010
    Trainable params: 1,272,010
    Non-trainable params: 0
```

#### Обучение сети:

```
model.fit(x=x_train,y=y_train,batch_size=50,epochs=15,validation_split=0.2)
Epoch 1/15
    960/960 [==
Epoch 2/15
                             ========] - 2s 3ms/step - loss: 0.3405 - accuracy: 0.8754 - val_loss: 0.3500 - val_accuracy: 0.8709
    960/960 [==
Epoch 3/15
                                           ==] - 2s 3ms/step - loss: 0.3124 - accuracy: 0.8851 - val_loss: 0.3528 - val_accuracy: 0.8715
    960/960 [==
                                          ==] - 2s 3ms/step - loss: 0.2912 - accuracy: 0.8924 - val_loss: 0.3476 - val_accuracy: 0.8752
    Epoch 4/15
    960/960 [==
                                           ==] - 2s 3ms/step - loss: 0.2772 - accuracy: 0.8970 - val_loss: 0.3217 - val_accuracy: 0.8832
    Epoch 5/15
    960/960 [==
Epoch 6/15
                                           ==] - 2s 3ms/step - loss: 0.2596 - accuracy: 0.9023 - val_loss: 0.3171 - val_accuracy: 0.8884
    960/960 [==:
Epoch 7/15
                            =========] - 2s 3ms/step - loss: 0.2445 - accuracy: 0.9092 - val_loss: 0.3173 - val_accuracy: 0.8871
    960/960 [==
                             -----] - 2s 3ms/step - loss: 0.2354 - accuracy: 0.9116 - val_loss: 0.3731 - val_accuracy: 0.8785
```

#### Оценка доли верных ответов на тестовых данных:

```
L=len(y_test)
correct=0
YP=model.predict(x_test)
for i in range(L):
    y1=np.argmax(y_test[i])
    ypred=np.argmax(YP[i])
    if ypred==y1:
        correct+=1
    print(correct,' ',L)
    print(correct/L*100)

8941 10000
89.41
```

## Запуск распознавания:

```
prediction = model.predict(x)
```

# Результаты распознавания: