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

ОТЧЕТ

по лабораторной работе №5 по дисциплине «Искусственные нейронные сети» Тема: Распознавание объектов на фотографиях

Студентка гр. 8382	Рочева А.К.
Преподаватель	Жангиров Т.Р

Санкт-Петербург 2021

Цель работы.

Распознавание объектов на фотографиях (Object Recognition in Photographs) CIFAR-10 (классификация небольших изображений по десяти классам: самолет, автомобиль, птица, кошка, олень, собака, лягушка, лошадь, корабль и грузовик).

Задание.

- Ознакомиться со сверточными нейронными сетями
- Изучить построение модели в Keras в функциональном виде
- Изучить работу слоя разреживания (Dropout)

Выполнение работы.

Для выполнения работы был использован набор данных CIFAR-10, входящий в состав Keras.

```
Архитектура сети:
```

```
inp = Input(shape=(depth, height, width))
     conv 1 = Convolution2D(conv depth 1,
                                             (kernel size, kernel size),
padding='same', activation='relu')(inp)
     conv 2 = Convolution2D(conv depth 1,
                                             (kernel size, kernel size),
padding='same', activation='relu')(conv 1)
     pool 1 = MaxPooling2D(pool size=(pool size, pool size))(conv 2)
     drop_1 = Dropout(drop_prob_1)(pool_1)
     conv 3 = Convolution2D(conv depth 2,
                                             (kernel size, kernel size),
padding='same', activation='relu')(drop_1)
     conv 4 = Convolution2D(conv depth 2,
                                             (kernel size, kernel size),
padding='same', activation='relu')(conv 3)
     pool_2 = MaxPooling2D(pool_size=(pool_size, pool_size))(conv_4)
     drop_2 = Dropout(drop_prob_1)(pool_2)
     flat = Flatten()(drop 2)
     hidden = Dense(hidden_size, activation='relu')(flat)
     drop 3 = Dropout(drop prob 2)(hidden)
     out = Dense(num classes, activation='softmax')(drop 3)
```

Создание, компиляция и обучение модели:

```
model = Model(inputs=inp, outputs=out)
    model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer='adam',
metrics=['accuracy'])
    model.fit(X_train, Y_train, batch_size=batch_size,
epochs=num epochs, verbose=1, validation split=0.1)
```

Обучим нейронную сеть пакетами по 64 образца в течении ста эпох (размер ядра: 3 на 3, размер подвыборки 2 на 2):

Как видно, точность на обучаемых данных — 0.8108, но точность на тестовых— всего 0.4763.

Исследуем работу сети без слоя Dropout. Удалим все эти слои и заново обучим сеть:

Точность на тестовых данных выше — 0.6000, но и выросли ошибки — до 1700! На тестовых же данных точность ниже — 0.7484, ошибки так же выше. Т.е. сеть работает лучше со слоем Dropout.

Исследуем работу сети при разных размерах ядра свертки. Проверим работу при использовании яда размера 3x3, 4x4 и 5x5. Так же уменьшим количество эпох до 60.

```
Размер ядра 3х3:
   Epoch 60/60
   0.2274 - accuracy: 0.9223 - val loss: 0.8193 - val accuracy: 0.7952
       [=======] - 2s 5ms/step - loss:
   313/313
589.2371 - accuracy: 0.4433
  Размер ядра 4х4:
  Epoch 60/60
   0.2386 - accuracy: 0.9169 - val loss: 0.7548 - val accuracy: 0.8018
   426.6821 - accuracy: 0.5112
  Размер ядра 5х5:
  Epoch 60/60
   0.2716 - accuracy: 0.9075 - val loss: 0.8016 - val accuracy: 0.7900
   221.9355 - accuracy: 0.6282
```

С увеличением размера ядра увеличивается и точность на тестовых данных. Точность на обучаемых данных примерно одинаковая во всех сетях.

Выводы.

В ходе выполнения данной лабораторной работы были изучены сверточные нейронные сети, исследована работа сети при различных размерах ядра и при наличии и отсутствия слоя Dropout. Лучшую точность показала сеть с ядром 5х5.