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

Кафедра математического обеспечения и применения ЭВМ

ОТЧЕТ

по лабораторной работе №8

по дисциплине «Искусственные нейронные сети»

Тема: «Генерация текста на основе "Алисы в стране чудес"»

<u>Студент гр. 8382</u> Ершов М.И. Преподаватель Жангиров Т.Р.

Санкт-Петербург

Цель работы.

Рекуррентные нейронные сети также могут быть использованы в качестве генеративных моделей.

Это означает, что в дополнение к тому, что они используются для прогнозных моделей (создания прогнозов), они могут изучать последовательности проблемы, а затем генерировать совершенно новые вероятные последовательности для проблемной области.

Подобные генеративные модели полезны не только для изучения того, насколько хорошо модель выявила проблему, но и для того, чтобы узнать больше о самой проблемной области.

Порядок выполнения работы.

- 1. Ознакомиться с генерацией текста;
- 2. Ознакомиться с системой Callback в Keras.

Требования.

- 1. Реализовать модель ИНС, которая будет генерировать текст;
- 2. Написать собственный CallBack, который будет показывать то как генерируется текст во время обучения (то есть раз в какое-то количество эпох генерировать и выводить текст у необученной модели);
- 3. Отследить процесс обучения при помощи TensorFlowCallBack, в отчете привести результаты и их анализ.

Ход работы.

Многие из классических текстов больше не защищены авторским правом. Это означает, что возможно скачать весь текст этих книг бесплатно и использовать их в экспериментах, например, при создании генеративных моделей. Возможно, лучшее место для получения доступа к бесплатным

книгам, которые больше не защищены авторским правом, это Проект Гутенберг.

В данной лабораторной работе будем использовать в качестве набора данных «Приключения Алисы в Стране Чудес» Льюиса Кэрролла. Мы собираемся изучить зависимости между символами и условные вероятности символов в последовательностях, чтобы мы могли, в свою очередь, генерировать совершенно новые и оригинальные последовательности символов.

Была построена нейронная сеть, разработанный код представлен в приложении A.

Была создана и обучена модель искусственной нейронной сети, решающая задачу генерации текста. Модель представлена на рис. 1.

```
model = Sequential()
model.add(LSTM(256, input_shape=(X.shape[1], X.shape[2])))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(y.shape[1], activation='softmax'))
model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer='adam')
```

Рисунок 1 – Модель нейронной сети.

Был написан собственный обратный вызов (CallBack), который позволит отслеживать то, как генерируется текст во время обучения, то есть в какое-то количество эпох генерировать и выводить текст у необученной модели:

```
class Mycallback(Callback):
    def __init__(self, epochs):
        super(Mycallback, self).__init__()
        self.epochs = epochs

def on_epoch_end(self, epoch, logs=None):
    if epoch in self.epochs:
        random_generate(self.model, epoch)
```

Отследим процесс обучения и рассмотрим тексты сгенерированные после 7, 12, 22 и 30 эпох.

После седьмой эпохи сеть сгенерировала пустая последовательность, которая продемонстрирована на рис. 2

```
Epoch 00007: loss improved from 2.99666 to 2.99357, saving model to weights-improvement-07-2.9936.hdf5
Seed:
" it flashed across her mind that she had
never before seen a rabbit with either a waistcoat-pocket, o "
```

Рисунок 2 – Результат после 7 эпохи.

После 12 эпохи сеть сгенерировала повторяющуюся последовательность. Результат показан на рис. 3.

Рисунок 3 – Результат после 12 эпохи.

После 22 эпохи сеть сгенерировала опять повторяющуюся последовательность, но уже большей длины.

После 30 эпохи в сгенерированном тексте присутствуют уже 3 уникальных слова.

00030: loss improved from 2.69971 to 2.68874, saving model to weights-improvement-30-2.6887.hdf5

Обучать сеть на большем количестве эпох оказалось затруднительно, это связано с тем, что обучение происходит слишком долгое время. К примеру, для 30 эпох потребовалось бы более 10 часов. Поэтому текст было решено обрезать до 116 строк. Но даже из получившихся результатов можно заметить, что с увеличением эпох уменьшается количество повторений и появляется всё больше осмысленных слов.

Выводы.

В ходе выполнения лабораторной работы была построена и обучена нейронная позволяет генерировать сеть, которая текст произведения Льюиса Кэрролла «Приключения Алисы в Стране Чудес». Был также написан собственный CallBack, позволяющий отслеживать прогресс сети. В результате своего обучения сеть смогла генерировать неосмысленные тексты, в которых порой встречаются существующие слова.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

```
import numpy
from keras.callbacks import Callback
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
from keras.layers import Dropout
from keras.layers import LSTM
from keras.callbacks import ModelCheckpoint
from keras.utils import np_utils
from os import listdir
from os import path
class Mycallback(Callback):
def init_(self, epochs):
super(Mycallback, self).__init ()
self.epochs = epochs
def on epoch end(self, epoch, logs=None):
if epoch in self.epochs:
random generate(self.model, epoch)
def random generate( model, epoch=0):
start = numpy.random.randint(0, len(dataX) - 1)
pattern = dataX[start]
print("Seed:")
print("\"", ".join([int to char[value] for value in pattern]), "\"")
text = []
for i in range(1000):
x = numpy.reshape(pattern, (1, len(pattern), 1))
x = x / float(n_vocab)
prediction = model.predict(x, verbose=0)
index = numpy.argmax(prediction)
result = int to char[index]
text.append(result)
print(result, end=")
pattern.append(index)
pattern = pattern[1:len(pattern)]
```

```
print("\nDone.")
with open('text {}.txt'.format(epoch), 'w') as file:
file.write(".join(text))
filename = "wonderland.txt"
raw text = open(filename).read()
raw text = raw text.lower()
chars = sorted(list(set(raw_text)))
char_to_int = dict((c, i) for i, c in enumerate(chars))
int to char = dict((i, c) for i, c in enumerate(chars))
n chars = len(raw text)
n \ vocab = len(chars)
print("Total Characters: ", n_chars)
print("Total Vocab: ", n_vocab)
seq length = 100
dataX = []
dataY = []
for i in range(0, n_chars - seq_length, 1):
seq in = raw text[i:i + seq length]
seq out = raw text[i + seq length]
dataX.append([char to int[char] for char in seq in])
dataY.append(char_to_int[seq_out])
n_patterns = len(dataX)
print("Total Patterns: ", n patterns)
X = numpy.reshape(dataX, (n_patterns, seq_length, 1))
X = X / float(n_vocab)
y = np utils.to categorical(dataY)
model = Sequential()
model.add(LSTM(256, input_shape=(X.shape[1], X.shape[2])))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(y.shape[1], activation='softmax'))
model.compile(loss='categorical crossentropy', optimizer='adam')
```

```
filepath = "weights-improvement-{epoch:02d}-{loss:.4f}.hdf5"
checkpoint = ModelCheckpoint(filepath, monitor='loss', verbose=1, save best only=True,
mode='min')
callbacks list = [checkpoint, Mycallback([6, 11, 21, 29])]
model.fit(X, y, epochs=30, batch_size=128, callbacks_list)
folder = '.'
filename = "
min = 999999
for name in listdir(folder):
full_name = path.join(folder, name)
if path.isfile(full name) and full name.find('.hdf5') != -1:
model loss = int(full name.split('.')[2])
if min > model loss:
min = model_loss
filename = full_name
print(filename)
model.load_weights(filename)
model.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer='adam')
random_generate(model)
```