

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

ОТЧЕТ
по лабораторной работе №7
по дисциплине «Искусственные нейронные сети»
Тема: Классификация обзоров фильмов

Студентка гр. 8382

Кулачкова М.К.

Преподаватель

Жангиров Т.Р.

Санкт-Петербург

2021

Цель работы

Классификация последовательностей – это проблема прогнозирующего моделирования, когда у вас есть некоторая последовательность входных данных в пространстве или времени, и задача состоит в том, чтобы предсказать категорию для последовательности.

Проблема усложняется тем, что последовательности могут различаться по длине, состоять из очень большого словарного запаса входных символов и могут потребовать от модели изучения долгосрочного контекста или зависимостей между символами во входной последовательности.

В данной лабораторной работе также будет использоваться датасет IMDb, однако обучение будет проводиться с помощью рекуррентной нейронной сети.

Задачи

- Ознакомиться с рекуррентными нейронными сетями
- Изучить способы классификации текста
- Ознакомиться с ансамблированием сетей
- Построить ансамбль сетей

Требования

1. Найти набор оптимальных ИНС для классификации текста
2. Провести ансамблирование моделей
3. Написать функцию/функции, которые позволят загружать текст и получать результат ансамбля сетей
4. Провести тестирование сетей на своих текстах

Выполнение работы

Для классификации загружается датасет IMDb. Будем рассматривать 10000 самых часто встречающихся в датасете слов. Для дальнейшего кодирования отзывов необходимо, чтобы они все были одинаковой длины,

поэтому короткие последовательности дополним до 500 слов нулями, а длинные – усечем до 500 слов.

Будем конструировать векторное представление слов с помощью слоя Embedding. Этот слой отображает целочисленные индексы слов в векторы, соответствующие словам. Слой обучается так, чтобы создаваемое им векторное пространство лучше отражало семантические связи между словами.

В этой работе необходимо построить ансамбль сетей, поэтому были созданы четыре модели. Каждая из моделей обучена только на части исходной обучающей выборки. Ниже приведена архитектура каждой из моделей и достигаемая моделью точность на тестовой выборке.

Модель 1:

Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding (Embedding)	(None, 500, 32)	320000
conv1d (Conv1D)	(None, 500, 32)	3104
max_pooling1d (MaxPooling1D)	(None, 250, 32)	0
lstm (LSTM)	(None, 100)	53200
dense (Dense)	(None, 1)	101
Total params: 376,405		
Trainable params: 376,405		
Non-trainable params: 0		
Accuracy: 87.04%		

Модель 2:

Layer (type)	Output Shape	Param #
embedding_1 (Embedding)	(None, 500, 32)	320000
flatten (Flatten)	(None, 16000)	0
dense_1 (Dense)	(None, 50)	800050
dropout (Dropout)	(None, 50)	0
dense_2 (Dense)	(None, 50)	2550
dropout_1 (Dropout)	(None, 50)	0

dense_3 (Dense)	(None, 50)	2550
dense_4 (Dense)	(None, 1)	51
=====		
Total params: 1,125,201		
Trainable params: 1,125,201		
Non-trainable params: 0		
Accuracy: 86.12%		

Модель 3:

Layer (type)	Output Shape	Param #
=====		
embedding_2 (Embedding)	(None, 500, 32)	320000
simple_rnn (SimpleRNN)	(None, 500, 32)	2080
simple_rnn_1 (SimpleRNN)	(None, 32)	2080
dense_5 (Dense)	(None, 1)	33
=====		
Total params: 324,193		
Trainable params: 324,193		
Non-trainable params: 0		
Accuracy: 83.27%		

Модель 4:

Layer (type)	Output Shape	Param #
=====		
embedding_3 (Embedding)	(None, 500, 32)	320000
gru (GRU)	(None, 64)	18816
dense_6 (Dense)	(None, 1)	65
=====		
Total params: 338,881		
Trainable params: 338,881		
Non-trainable params: 0		
Accuracy: 86.07%		

Была написана функция, вычисляющая предсказание, сделанное ансамблем моделей:

```
def get_ensemble_predictions(models, sequence, round = True):
    predictions = []
    for model in models:
```

```

curr_prediction = model.predict(sequence)
predictions.append(curr_prediction)
predictions = np.asarray(predictions)
predictions = np.mean(predictions, 0)
if round:
    predictions = np.round(predictions)
return predictions.flatten()

```

Предсказание вычисляется как среднее арифметическое предсказаний всех моделей.

Также была реализована функция, оценивающая точность предсказания, сделанного ансамблем моделей:

```

def evaluate_ensemble(models, x_data, y_data):
    predictions = get_ensemble_predictions(models, x_data)
    accuracy = predictions == y_data
    return np.count_nonzero(accuracy)/y_data.shape[0]

```

Точность предсказания ансамбля, состоящего из четырех приведенных выше моделей, составляет 88.62%, что больше, чем у каждой из моделей по отдельности.

Пользовательский текст загружается из файла и кодируется по тем же правилам, что и обучающий датасет. Функция, осуществляющая чтение и кодирование текста, взята из лабораторной работы №6. Была осуществлена классификация отзывов, найденных на сайте Rotten Tomatoes, при помощи ансамбля моделей. Результаты предсказания приведены ниже.

Отзыв	Предсказание	Классификация
Cringly boring but easy story to follow ... a few funny moments in there as well. Actors are ok but dont expect a deep story at all	0.30197874	Отрицательный
Mean Girls grabs the base formula of a teen movie and takes it to another level with clever jokes, an engaging plot, and many memorable moments. The acting is better than other comedy/teen movies, and the visual dynamics and movement are well executed.	0.55423373	Положительный
Mean Girls is one of the most iconic movies of all time. Every line is iconic and is quoted all the time. As a person who prefers movies from the early 2000's I might be a bit bias when I say that Mean Girls definitely makes my top 10 favorite movies list.	0.96892214	Положительный
I watched because it was on TV on a Saturday	0.25459868	Отрицательный

afternoon. I thought it was over and changed channels, then changed back twenty minutes later. It was still playing--30 minutes too long and all sickening mush.		
------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	--	--

Все отзывы были классифицированы правильно.

Выводы

В данной работе решалась задача анализа настроений при помощи ансамбля нейронных сетей. Были созданы четыре модели различной архитектуры, которые были обучены на разных выборках. За предсказание, сделанное ансамблем, принималось среднее арифметическое предсказаний всех моделей. Точность предсказания ансамбля оказалась выше, чем точность предсказания каждой из моделей отдельно. Ансамбль сетей был протестирован на пользовательском тексте – все отзывы были классифицированы правильно. В ходе лабораторной работы были также изучены принципы работы рекуррентных нейронных сетей.