

دانشکده علوم ریاضی گروه علوم کامپیوتر

گزارش تمرین ۴

^{نگارش} ریحانه داورزنی

استاد دکتر سعیدرضا خردپیشه

تیر ۱۴۰۰

فهرست مطالب

•																											•	مقدمه	١
>																								P	rep	roc	es	sing	۲
5																							.]	Lov	ver	cas	e	1.7	
5																							. c	ont	rac	tion	S	7.7	
5																						R	Ren	101	e U	JRL	S	٣.٢	
)																				R	em	ov	e I	HT.	ML	tag	S	4.7	
)																				R	len	nov	ve]	No	n-A	ASC	Ί	۵.۲	
)]	R	eı	n	ove	e s	pec	cial	ch	ara	cter	S	۶.۲	
>																				Re	mo	ove	e pı	ınc	tua	tion	S	٧.٢	
•																							To	ske	niz	atio	n	۸.۲	
1																				R	em	ov	e S	Stoj	o W	ord	S	9.7	
1																								St	emi	min	g	10.7	
																		P	a	rt (of S	Spe	eec	h 7	ag	ging	5	11.7	
	•	•	•	•		•	•		•	•		•		•	•		•		•			L	em	ıma	atiz	atio	n	17.7	
۰																								1	ext	t to	ve	ector	٣
۲																										C	la	ssify	۴
۴																									Trs	ansf	or 'Or	mer	۵

۱ مقدمه

شبکه عصبی بازگشتی (RNN) که به آن شبکه عصبی مکرر نیز گفته می شود، نوعی از شبکه عصبی مصنوعی است که در تشخیص گفتار، پردازش زبان طبیعی (NLP) و همچنین در پردازش داده های ترتیبی استفاده می شود. بسیاری از شبکه های عمیق مانند CNN شبکه های الجوط Feed Forward هستند یعنی سیگنال در این شبکه ها فقط در یک جهت از لایه ورودی، به لایه های مخفی و سپس به لایه خروجی حرکت می کند و داده های قبلی به حافظه سپرده نمی شوند. اما شبکه های عصبی بازگشتی (RNN) یک لایه بازخورد دارند که در آن خروجی شبکه به همراه ورودی بعدی، به شبکه بازگرداننده می شود. RNN می تواند به علت داشتن حافظه داخلی، ورودی قبلی خود را به خاطر بسیارد و از این حافظه برای پردازش دنباله ایی از ورودی ها استفاده کند. به بیان ساده، شبکههای عصبی بازگشتی شامل یک حلقه بازگشتی هستند که موجب می شود اطلاعاتی را که از لحظات قبلی بدست آورده ایم از بین نروند و در شبکه باقی بمانند.

شرح نویسی عکس ^۲،پیش بینی سری های زمانی ^۳،پردازش زبان طبیعی ^۴،ترجمه ^۵.

شبکههای LSTM نوع خاصی از شبکههای عصبی بازگشتی هستند که توانائی یادگیری وابستگیهای بلندمدت را دارند. این شبکهها برای اولین بار توسط -Hochre و Schmidhuber در سال ۱۹۹۷ در معرفی شدند. در حقیقت هدف از طراحی شبکههای ،LSTM حل کردن مشکل وابستگی بلندمدت بود.

¹Sequential data

²Image Captioning

³Time Series Prediction

⁴Natural Language Processing

⁵Machine Translation

Preprocessing Y

در ابتدا پیش پردازشهای لازم را روی دیتاست انجام میدهیم که به ترتیب زیر میباشد:

Lower case 1.7

تمام کلمات موجود در دیتاست را به حروف کوچک تبدیل میکنیم به صورت زیر:

```
1 train_data["text_clean"] = train_data["text"].apply(lambda x: x.lower())
2 display(train_data.head())

id keyword location text target text_clean

0 1 NaN NaN Our Deeds are the Reason of this #earthquake M... 1 our deeds are the reason of this #earthquake m...

1 4 NaN NaN Forest fire near La Ronge Sask. Canada 1 forest fire near la ronge sask. canada
```

contractions 7.7

ما از پکیج contractions برای گسترش انقباض به زبان انگلیسی استفاده می کنیم مانند این که

we shouldn't've -> we should not have.

و به صورت زیر انجام میدهیم:

```
1 train_data["text_clean"] = train_data["text_clean"].apply(lambda x: contractions.fix(x))
2
3 #check
4 print(train_data["text"][67])
5 print(train_data["text_clean"][67])
```

'I can't have kids cuz I got in a bicycle accident & split my testicles. it's impossible for me to have kids' MICHAEL YOU ARE THE FATHER 'i cannot have kids cuz i got in a bicycle accident & split my testicles. it is impossible for me to have kids' michael you are the father

Remove URLs 7.7

داده های متنی می توانند شامل کاراکترها یا علائم نگارشی غیرضروری مختلف مانند URL ها ، تگهای HTML ، کاراکترهای غیر ASCII باشند. به همین دلیل میتوان اینهارا نیز حذف کرد.

URL هارا به صورت زیر از متن حذف میکنیم:

```
1 def remove_URL(text):
2    return re.sub(r"https?://\S+|www\.\S+", "", text)

1 # remove urls from the text
2 train_data["text_clean"] = train_data["text_clean"].apply(lambda x: remove_URL(x))
3
4 #check
5 print(train_data["text"][31])
6 print(train_data["text_clean"][31])
```

jbbcmtd Wholesale Markets ablaze http://t.co/lHYXEOHY6C
jbbcmtd wholesale markets ablaze

Remove HTML tags 4.7

تگهای HTML را به صورت زیر حذف میکنیم:

Remove Non-ASCI 2.7

کاراکترهای غیر ASCII را به صورت زیر حذف میکنیم:

```
1 train_data["text_clean"] = train_data["text_clean"].apply(lambda x: remove_non_ascii(x))
2
3 # double
4 print(train_data["text"][38])
5 print(train_data["text_clean"][38])
```

Barbados #Bridgetown JAMAICA BÜÖ Two cars set ablaze: SANTA CRUZ BÜÓ Head of the St Elizabeth Police Superintende... barbados #bridgetown jamaica two cars set ablaze: santa cruz head of the st elizabeth police superintende...

Remove special characters 9.7

کاراکترهای خاص میتوانند نمادها ، ایموجیها و کاراکترهای گرافیکی باشند. برای حذف این کاراکترها به صورت زیر عمل میکنیم:

Remove punctuations V.Y

علائم نگارشی را به صورت زیر حذف میکنیم:

```
1 def remove_punct(text):
2 #         return re.sub(r'[]!"$%&\'()*+,./:;=#@?[\\^_\{|}~-]+', "", text)
3         return text.translate(str.maketrans('', '', string.punctuation))

1 # remove punctuations from the text
2 train_data["text_clean"] = train_data["text_clean"].apply(lambda x: remove_punct(x))
3
4 #check
5 print(train_data["text"][5])
6 print(train_data["text_clean"][5])
```

#RockyFire Update => California Hwy. 20 closed in both directions due to Lake County fire - #CAfire #wildfires rockyfire update california hwy 20 closed in both directions due to lake county fire cafire wildfires

Tokenization A.Y

توکن سازی یک تکنیک رایج است که یک جمله را به توکن تقسیم می کند ، جایی که توکن می تواند کاراکترها ، کلمات ، عبارات ، نمادها یا سایر عناصر معنی دار باشد. با تقسیم جملات به قطعات کوچکتر ، این امر به بررسی راحتتر کلمات در یک جمله و همچنین مراحل بعدی در خط لوله NLP ، کمک می کند. به صورت زیر به توکن تبدیل میکنیم:



Remove Stop Words 9.7

کلمات Stop کلمات متداول در هر زبانی هستند که با فرکانس بالا وجود دارند اما about "،" a عنی داری را برای کل جمله ارائه نمی دهند. به عنوان مثال " again "،" afterward "،" over "،" over "،" علمات Stop دانست. به طور سنتی ، ما می توانیم همه آنها را در مرحله پیش پردازش متن حذف کنیم.

به صورت زير آنها را حذف ميكنيم:

```
2 nltk.download("stopwords")
3 from nltk.corpus import stopwords
 4 stop = set(stopwords.words('english'))
1 train data['stopwords removed'] = train data['tokenized'].apply(lambda x: [word for word in x if word not in stop])
2 train_data.head()
   id keyword location
                                 Our Deeds are the Reason of this #earthquake M...
                                                                     our deeds are the reason of this
                                   Forest fire near La Ronge Sask.
Canada
1 4
           NaN
                      NaN
                                                                      1 forest fire near la ronge sask canada
                                                                     all residents asked to shelter in place [all, residents, asked, to, shelter, in,
                             All residents asked to 'shelter in place'
                                                                                                                                                          [residents, asked, shelter, place
           NaN
                      NaN
2 5
                                   13,000 people receive #wildfires
                                                                                  13000 people receive wildfires evacuation orde... [13000, people, receive, wildfires, evacuation...
                                                                                                                                                         [13000, people, receive, wildfires,
3 6
           NaN
                      NaN
                                                   evacuation or...
                                                                                                                   [just, got, sent, this, photo, from, [got, sent, photo, ruby, alaska, smoke
                                                                         just got sent this photo from ruby
                                 Just got sent this photo from Ruby
4 7 NaN
```

Stemming \.\`.\`

Stemming یک فرآیند استخراج یک کلمه ریشه ای است - شناسایی یک ساقه مشترک در میان اشکال مختلف (به عنوان مثال اسم مفرد و جمع) از یک کلمه ، به

عنوان مثال ، كلمات "gardener" ، "gardening" يا "gardens" از يک ساقه مشترک هستند .

Stemming پسوندهای کلمات را حذف میکند تا کلمات با معنی مشابه را باهم ادغام کند.



Part of Speech Tagging \\.Y

یرچسب گذاری POS بخشی از گفتار (اسم ، فعل ، صفت و غیره) هر کلمه را در متن متمایز میکند. این مرحله برای بسیاری از برنامه های NLP مهم است ، زیرا با شناسایی POS یک کلمه ، می توانیم معنای متنی آن را استنباط کنیم.

```
wordnet_map = { "N":wordnet.NOUN,
                  "V":wordnet.VERB,
                 "J":wordnet.ADJ.
train_sents = brown.tagged_sents(categories='news')
t0 = nltk.DefaultTagger('NN')
t1 = nltk.UnigramTagger(train_sents, backoff=t0)
t2 = nltk.BigramTagger(train_sents, backoff=t1)
def pos_tag_wordnet(text, pos_tag_type="pos_tag"):
    pos tagged text = t2.tag(text)
    # map the pos tagging output with wordnet output

pos_tagged_text = [(word, wordnet_map.get(pos_tag[0])) if pos_tag[0] in wordnet_map.keys() else (word, wordnet.NOUN) for (word, pos_tag) in pos
train_data['combined_postag_wnet'] = train_data['stopwords_removed'].apply(lambda x: pos_tag_wordnet(x))
train_data.head()
id keyword location
                                 text target text_clean
                                                                   tokenized stopwords_removed lancaster_stemmer lemmatize_word_wo_pos combined_postag_wnet
                                                                                    [deeds, reason, earthquake, may, allah, forgiv... [dee, reason, earthquake, may, allah, forgive... [deed, reason, earthquake, may, allah, forgive...
```

Lemmatization \7.7

Lemmatization وظیفه تعیین این که دو کلمه ، علیرغم اختلاف سطح ، دارای ریشه یکسان هستند را دارد.

به عنوان مثال ، "good" ، "best" یا "best" به good تبدیل می شود و فعل "gardener" و "gardener" و "gardening" و "gardening" هر دو lemma های مختلف هستند. در این بخش در مورد lemmatize کردن بدون مثالهای برچسب گذاری POS و برچسب گذاری POS میپردازیم.

```
from nltk.stem import WordNetLemmatizer

def lemmatize_word(text):
    lemmatizer = WordNetLemmatizer()
    lemma = [lemmatizer.lemmatize(word, tag) for word, tag in text]
    return lemma
```

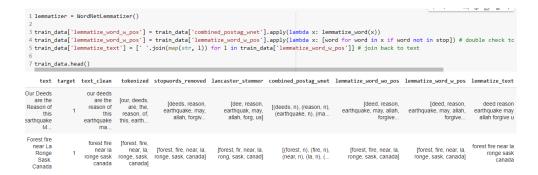
Lemmatization without POS Tagging •

که به صورت زیر میباشد:

tra:	in_data['lemmatize 'lemmatize							cize(word) for word in	
id	keyword	location	text	target	text_clean	tokenized	stopwords_removed	lancaster_stemmer	combined_postag_wnet	lemmatize_word_wo_pos
1	NaN	NaN	Our Deeds are the Reason of this #earthquake M	1	our deeds are the reason of this earthquake ma	[our, deeds, are, the, reason, of, this, earth	[deeds, reason, earthquake, may, allah, forgiv	[dee, reason, earthquak, may, allah, forg, us]	[(deeds, n), (reason, n), (earthquake, n), (ma	[deed, reason, earthquake, may, allah, forgive
4	NaN	NaN	Forest fire near La Ronge Sask. Canada	1	forest fire near la ronge sask canada	[forest, fire, near, la, ronge, sask, canada]	[forest, fire, near, la, ronge, sask, canada]	[forest, fir, near, la, rong, sask, canad]		[forest, fire, near, la, ronge, sask, canada]

Lemmatization with POS Tagging •

که به صورت زیر میباشد:



یک نمونه که خروجی هر دو حالت را نشان دهد به صورت زیر می باشد:

```
1 print(train_data["text"][8])
2 print(train_data["combined_postag_wnet"][8])
3 print(train_data["lemmatize_word_wo_pos"][8])
4 print(train_data["lemmatize_word_w_pos"][8])

There's an emergency evacuation happening now in the building across the street
[('emergency', 'n'), ('evacuation', 'n'), ('happening', 'v'), ('building', 'n'), ('across', 'n'), ('street', 'n')]
['emergency', 'evacuation', 'happening', 'building', 'across', 'street']
['emergency', 'evacuation', 'happen', 'building', 'across', 'street']
```

Text to vector "

در این بخش، هر پیام را که به بردار تبدیل می کنیم که مدل های یادگیری ماشین می توانند آن را درک کنند. به این معنی که ما به هر کلمه منحصر به فرد یک شاخص (عدد) می دهیم و آن را در دیکشنری word2idx ذخیره می کنیم و همچنین یک دیکشنری جدید تعبیه می کنیم که این اعداد را به ضریب تعبیه شده از glove های glove ترسیم می کند. اگر این کلمه در تعبیه glove وجود نداشته باشد ، ضرایب تصادفی از همان بعد را به آنها می دهیم.

: glove embeddings

```
1 embeddings_index = {}
2 with open('/content/files2/glove.6B.100d.txt','r',encoding = 'utf8') as f:
3    for line in f:
4      values = line.split()
5      word = values[0]
6      coefs = np.array(values[1:]).astype(np.float)
7      embeddings_index[word] = coefs
8
9 print('Found %s word vectors.' % len(embeddings_index))
```

Found 400000 word vectors.

که به صورت زیر اعمال میشود:

```
train_X_list = []
index = 1
embed_keys = embeddings_index.keys()
for x in X_train['lemmatize_text']:
       list1 = x.split(' ')
       new_list = []
        for i in list1:
            if((i in embed_keys) and (i not in word2idx.keys())):
                new_embedding_index[index] = embeddings_index[i]
                word2idx[i] = index
                new_list.append(index)
                index=index+1
            elif(i not in word2idx.keys()):
                new_embedding_index[index] = np.random.normal(scale=0.4, size=(50, )).astype(np.float)
                word2idx[i] = index
                new_list.append(index)
                index=index+1
            else:
                new_list.append(word2idx[i])
        {\tt train\_X\_list.append(new\_list)}
```

با توجه به طول جملات که متفاوت از یکدیگر است ، یک padding بر روی آنها به صورت زیر اعمال میکنیم:

```
def pad_features(reviews_int, seq_length):
    features = np.zeros((len(reviews_int), seq_length), dtype = int)
    for i, review in enumerate(reviews_int):
        review_len = len(review)

    if review_len <= seq_length:
        zeroes = list(np.zeros(seq_length-review_len))
        new = zeroes+review

    elif review_len > seq_length:
        new = review[0:seq_length]

    features[i,:] = np.array(new)

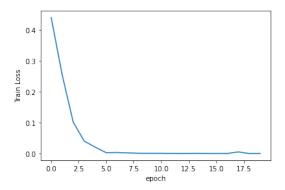
return features
```

Classify 4

مدل LSTM را به صورت زیر پیادهسازی میکنیم:

```
BiLSTM(
  (embedding): Embedding(17703, 100)
  (lstm): LSTM(100, 200, num_layers=2, batch_first=True, dropout=0.5, bidirectional=True)
  (dropout): Dropout(p=0.3, inplace=False)
  (fullyconnect1): Linear(in_features=200, out_features=50, bias=True)
  (fullyconnect2): Linear(in_features=50, out_features=1, bias=True)
  (sig): Sigmoid()
)
```

مدل را با learningRate برابر criterion ، 0.001 برابر learningRate برابر mizer و تعداد poch برابر 20 آموزش میدهیم. مقدار loss در حالت train به صورت زیر میباشد:



در ابتدا و قبل از آموزش مدل، ما مجموعه train را به دو زیرمجموعه train و validation با نسبت 80 به 20 تقسیم بندی کردهایم. حال اگر روی مدل را روی مجموعه Validation اجرا کنیم نتایح زیر به دست میآید:

[[680 203] [189 447]] Accuracy: 0.7419354838709677

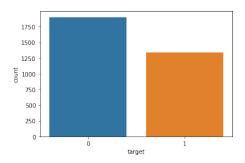
و خروجي آن به صورت زير خواهدشد:

	actual	predict
5682	0	0
5138	0	0
7387	0	0
5894	1	1
2527	0	0
5437	1	1
2452	1	1
5329	0	0
1680	0	1
586	1	1

حال اگر روی مجموعه ،test مدل را اجرا کنیم، خروجی به صورت زیر خواهدشد:

	id	target
0	0	1
1	2	0
2	3	1
3	9	1
4	11	1
	•••	
3242	10792	0
3243	10796	1
3244	10797	0
3245	10801	0
3246	10804	0

و نسبت طبقهبندی جوابها به صورت زیر خواهد بود:



Transformer D

در این بخش از transformer برای آموزش مدل استفاده میکنیم که به صورت زیر تعریف می شود:

مدل ذکر شده را با مجموعه داده train آموزش می دهیم که میزان خطا در آن برابر مدل ذکر شده را با مجموعه داده validation اجرا کرده که نتایج زیر به دست می آید:

```
{'mcc': 0.6533225478972492, 'tp': 27, 'tn': 36, 'fp': 6, 'fn': 7, 'auroc': 0.9292717086834734, 'auprc': 0.9226137022189955, 'eval_loss': 0.3497443050146103]
```

support	f1-score	recall	precision	
42	0.85	0.86	0.84	fake
34	0.81	0.79	0.82	real
76	0.83			accuracy
76	0.83	0.83	0.83	macro avg
76	0.83	0.83	0.83	weighted avg