

گزارش پروژه

Deep learning

ياسمين مدني

پریسا ظفری

# فهرست

مقدمهمقدمه		
Fine tune BERT model	, 	٣.
Word Embeding		
Data Set	,	٥.
Model	٠	٦.
Inference		

#### مقدمه

در این پروژه قرار است یک سیستم پرسش و پاسخ هوشمند (single turn FAQ) با توجه به داده های شرکت همراه اول طراحی شود که بتواند سوالات مشتریان را به نحو مناسبی پاسخ دهد. یک سری سوال ورودی و خروجی وجود دارد که جواب هر سوال مشخص است. اگر سوال جدید پرسیده شد باید تشخیص داده شود که به کدام سوال نزدیکتر است و جواب همان سوال به عنوان جواب سوال جدید نیز در نظر گرفته شود . مثالی از مجموعه داده ها:

#### سوالات ورودى:

چگونه می توان از موفقیت آمیز بودن خرید اینترنتی مطمئن گردید؟

وضعیت خرید اینترنتی رو چگونه باید مشاهده کرد؟

#### پاسخ:

پس از انجام خرید سیم کارت از طریق فروشگاه آنلاین همراه اول، می توانید با شماره ای که با آن اقدام به خرید سیم کارت نموده اید وارد حساب کاربری خود شده و در بخش سفارشات من وضعیت خرید را بررسی نمایید.

از آنجا که نمیتوانیم جملات را به طور ناگهانی آنها را به شبکه بدهیم نیاز به پیش پردازش هایی برای تبدیل آنها به بردار های عددی داریم.برای به دست آوردن embedding جملات از مدلها و روشهای مختلف از جمله parsBert میتوان استفاده کرد. ابتدا پکیج های مورد را نصب و importکرده و سپس دیتای داده شده که شامل یک فایل اکسل از اطلاعات مورد نیاز بود را میخوانیم.

```
Load Data

1 path='/content/drive/MyDrive/Extension1.xlsx'
2 df = pd.read excel(path, header=None, names=['question', 'answer'])
Run cell (Ctrl+Enter)
cell executed since last change
executed by yasmin madani
2:23 PM (5 minutes ago)

4 df ['answer'].unique()
```

از آنجا که تعداد جواب ها است که در این سوال محدود است ابتدا جواب های احتمالی را به صورت زیر به دست میاوریم.

```
candidate answers = df['answer'].unique()
```

به عبارتی به تعداد اعضای این آرایه کلاس داریم.

### Fine tune BERT model

مدل برت روی داده هایی عمومی ترین شده است از این رو ما نیاز داریم تا آنرا بر روی داده های خودمان مقداری منطبق کنیم.از این رو جملات سوال و جواب را به هم پیوند داده و برای این مرحله نیاز به توکنایز کردن این مجموعه ای که ساختیم داریم.که به صورت زیر انجام میدهیم.

```
"test-clm",
 3
      learning rate=2e-5,
      weight_decay=0.01,
     save_total_limit=20,
     evaluation_strategy = "epoch",)
 7 trainer = Trainer(
      model=model,
      args= args,
     train_dataset=tokenized_dataset,
10
      eval_dataset=tokenized_dataset,
11
12
      data_collator=data_collator,
13 )
14 # train
15 trainer.train()
```

## **Word Embeding**

بعد از سیو مدلمان نوبت به استفاده از آن میرسد که برای اینکار نیاز داریم تا جملات به نحوی تبدیل شوند که bert متوجه آنها بشود.از این رو در این تابع متن را به گونه ای تبدیل می کنیم که قابل فهم bert باشد.

```
1 def Preprocess_For_Bert(text, tokenizer):
2    marked_text = "[CLS] " + text + " [SEP]"
3    tokenized_text = tokenizer.tokenize(marked_text)
4    indexed_tokens = tokenizer.convert_tokens_to_ids(tokenized_text)
5    segments_ids = [1]*len(indexed_tokens)
6    # convert inputs to tensors
7    tokens_tensor = torch.tensor([indexed_tokens])
8    segments_tensor = torch.tensor([segments_ids])
9    return tokenized_text, tokens_tensor, segments_tensor
```

مرحله بعد استخراج word embedها توسط bert است که به صورت زیر انجام میگیرد.

```
12 def Etract_Bert_Embeds(tokens_tensor, segments_tensor, model):
   with torch.no grad():
     # obtain hidden states
15
      outputs = model(tokens tensor, segments tensor)
16
      hidden states = outputs[2]
    # concatenate the tensors for all layers
17
18
    # use "stack" to create new dimension in tensor
19
    token embeddings = torch.stack(hidden states, dim=0)
    # remove dimension 1, the "batches"
20
21
    token embeddings = torch.squeeze(token embeddings, dim=1)
    # swap dimensions 0 and 1 so we can loop over tokens
22
23
    token_embeddings = token_embeddings.permute(1,0,2)
24
    # intialized list to store embeddings
25
    token vecs sum = []
    # "token embeddings" is a [Y x 12 x 768] tensor
26
    # where Y is the number of tokens in the sentence
27
    # loop over tokens in sentence
28
29
    for token in token embeddings:
30
    # "token" is a [12 x 768] tensor
31
    # sum the vectors from the last four layers
32
      sum_vec = torch.sum(token[-4:], dim=0)
33
      token_vecs_sum.append(sum_vec)
34
    return token vecs sum
```

حالا با استفاده از این توابع امکان تبدیل سوالات و جوابها به تنسور را داریم.

برای نمونه امبد کردن جواب ها به صورت زیر صورت میگیرد.

### **Data Set**

بعد از اتمام این مراحل نوبت به آماده سازی دیتاست برای ورودی دادن به شبکه است. ایده ی ساخت این دیتاست اینطوری است که جدا از جفت سوال جواب هایی که به عنوان سمپل مثبت وجود دارند نیاز داریم تا هر سوال را با مجموعه ای از جواب ها که پاسخ این پرسش نیستند به عنوان نمونه منفی در نظر بگیریم که به دلیل جایگشت بالا تعداد نمونه منفی بالا میرود در این مرحله به جای آنکه همه ی آنها را درنظر بگیریم مانند نگتیو سمپلینگ عمل میکنیم که در اینجا ما در ازای هر نمونه + ۴ عدد نمونه منفی تولید کرده ایم.

```
1 X = []
2y = []
3 neg_sample_num = 4
4 for idx , row in df.iterrows():
5 tokenized text, tok tensor, seg tensors = Preprocess For Bert(row['question'], tokenizer)
6 tok_embeds = Etract_Bert_Embeds(tok_tensor, seg_tensors, bert_model)
    question_embedding = torch.stack(tok_embeds, dim=0).sum(dim=0)
    answer embedding = answer embeds[row['answer']]
   x = torch.cat((question_embedding, answer_embedding), 0).numpy()
10 #posetive samples
11 X.append(x)
    y.append(1)
13
    #negative samples
14 for i in range(neg_sample_num):
     r = random.randint(0, len(candidate_answers) - 1)
16
     while candidate_answers[r] == row['answer']:
        r = random.randint(0, len(candidate_answers) - 1)
18
      wrong answer embed = answer embeds[candidate answers[r]]
      x = torch.cat((question embedding, wrong answer embed), 0).numpy()
20
      X.append(x)
21
    y.append(0)
```

پیش از تعریف مدل متریک f1 score را تعریف کرده ایم تا دید بهتری از آنچه مدل پیش بینی میکند داشته باشیم.

```
1 from keras import backend as K
3 def recall_m(y_true, y_pred):
     true_positives = K.sum(K.round(K.clip(y_true * y_pred, 0, 1)))
      recall = true_positives / (possible_positives + K.epsilon())
     return recall
9 def precision_m(y_true, y_pred):
      true_positives = K.sum(K.round(K.clip(y_true * y_pred, 0, 1)))
      predicted_positives = K.sum(K.round(K.clip(y_pred, 0, 1)))
11
12
      precision = true_positives / (predicted_positives + K.epsilon())
      return precision
13
14
15 def f1_m(y_true, y_pred):
16
      precision = precision_m(y_true, y_pred)
17
      recall = recall_m(y_true, y_pred)
      return 2*((precision*recall)/(precision+recall+K.epsilon()))
```

## Model

در این پروژه از یک مدل سیکوعنشیال به شکل زیر استفاده کرده ایم:

Layer (type)	Output	Shape	Param #
flatten (Flatten)	(None,	1536)	0
dense (Dense)	(None,	1024)	1573888
dropout (Dropout)	(None,	1024)	0
dense_1 (Dense)	(None,	512)	524800
dense_2 (Dense)	(None,	256)	131328
dense_3 (Dense)	(None,	2)	514
Total params: 2,230,530 Trainable params: 2,230,530 Non-trainable params: 0	=====		

در ادامه با استفاده از svd حجم ورودی این مدل را کاهش دادیم اما تغییر چشمگیری در وضعیت نسبت به حالت قبل مشاهده نشد از این رو کار را با تعداد اولیه فیچر ها ادامه دادیم.

```
1 from sklearn.decomposition import TruncatedSVD
2 svd = TruncatedSVD(n_components)
3 svd.fit(X)
4 transformed = svd.transform(X)
[ ] 1 X.shape
(6480, 1536)

[ ] 1 transformed.shape
(6480, 1000)
```

نتایج برای ایپاک آخر

4ms/step - loss: 0.2283 - accuracy: 0.8767 - f1\_m: 0.3404 - val\_loss: 3.5820 - val\_accuracy: 0.6782 - val\_f1\_m: 0.3398

### Inference

بخش بعدی نوشتن تابعی است که از ما سوال ورودی بگیرد و با استفاده از مدل جواب احتمالی را باز گرداند.

کد مربوطه در زیر آورده شده است در اینجا ابتدا جمله ورودی را امبد میکنیم و پس از آن predictمدل را با این جمله اندازه میگیریم از میان احتمال های موجود برای هر جواب یکتا ، جواب مربوط به بیشترین احتمال را باز میگردانیم.

```
1 def inference(question):
 2 X test = []
    tokenized_text, tok_tensor, seg_tensors = Preprocess_For_Bert(question, tokenizer)
4 tok_embeds = Etract_Bert_Embeds(tok_tensor, seg_tensors, bert_model)
    q_embed = torch.stack(tok_embeds, dim=0).sum(dim=0)
    for probebel_ans in answer_embeds.items():
      x = torch.cat((q_embed, probebel_ans[1]), 0).numpy()
    X_test.append(x)
10 X_test = np.array(X_test)
11 #print(X_test)
12 pred=mlp_model.predict(X_test)
13
    print(pred)
    max = pred[0][1]
15
    for idx,p in enumerate(pred):
16
     if p[1] > max :
17
18
      max = p[1]
19
       index=idx
20 return candidate answers[index]
```

در زیر نیز تست دو جمله را میبینیم که یکی از سوال های موجود در اکسل و دیگری سوال نا موجود و مشابه است که در هر دو حالت جواب درستی بازگردانده شده است.

```
("چگونه می توان از موفقیت آمیز بودن خرید اینترنتی مطمئن گردید؟")
```

پس از انجام خرید سیم کارت از طریق فروشگاه آنلاین همراه اول، می توانید با شماره ای که با آن اقدام به خرید سیم کارت نموده اید وارد حساب کاربری خود شده و در بخش سفارشات من وضعیت خرید را بررسی نمایید.

```
inference(' چند است؟ 9120قیمت سیم کارت عادی با پیش شماره')
```

قیمت سیم کارت دائمی همراه اول، طرح فیروزه ای درجه یک ۱۴۰۰-۰۰۰ تومان، فیروزه ای درجه دو ۸۰۰۰۰۰ تومان، فیروزه ای درجه سه ۶۰۰-۰۰۰ تومان، زمردی ۱۶۶-۸۰۰ تومان (با ۴۰٪ تخفیف ۱۰۰-۰۰۰ تومان) و سیم کارت عادی (با پیش شماره ۰۹۱۰) ۱۳۰-۸۰۰ تومان می باشد.