تمرین کامپیوتری چهارم (ثمین مهدی زاده – ۸۱۰۱۰۰۵۲۶)

parsiNLU dataset classification(1

در این سوال سعی شده است تا به کمک روش های contextual word embedding مانند برت تسک Textual کمک گرفته شده entailment انجام شود. برای انجام این تسک در ابتدا از xlm-roberta و سپس از parsbert کمک گرفته شده است و تلاش شده است تا نتایج به دست آمده از هر یک تحلیل شود.

-1

در ابتدا پس از بررسی داده مشاهده می شود که بعضی از داده ها مقادیر معتبری برای ستون label ندارد وعلاوه بر مقادیر مقادیری مانند — xx را نیز شامل می شوند. بنابراین لازم است تا این داده ها از دیتاست حذف شوند. مدل های برت از آن جا که بسیار پیچیده و قوی هستند معمولا احتیاج به پیش پردازش خاصی ندارد و به دلیل pretrain شدن این مدل ها معمولا مدل به embedding های مناسبی می رسد. علاوه بر این خود دیتاست داده شده هم متن به نسبت مرتب و تمیزی دارد و به نظر نمی رسد انجام پیش پردازش تاثیر زیادی در دقت شبکه داشته باشد.(در قسمت های بعدی مشاهده می شود که تنها با حذف ستون های شامل label های نامعتبر و بدون انجام هیچ پیش پردازش خاصی مدل به دقت مقاله که همان حدود ۵۰ درصد است می رسد.)

```
[ ] df_test['label'].unique()
    array(['c', 'n', 'e', '-'], dtype=object)

[ ] df_train['label'].unique()
    array(['c', 'n', 'e', 'xx'], dtype=object)

[ ] df_valid['label'].unique()
    array(['c', 'e', 'n'], dtype=object)

    array(['c', 'e', 'n'], dtype=object)

and the following statement of the followi
```

-۲

در این قسمت برای تولید embedding کلمات موجود در جمله از مدل xlm-roberta استفاده شده است. این مدل یک مدل چند زبانه است که به کمک داده های موجود در چندین زمان مختلف pretrain شده است. برای مدل یک مدل ابتدا لازم است تا ورودی های آن تولید شوند. برای تولید این ورودی ها از تابع encode_plus استفاده شده است. این تابع به این صورت عمل می کند که دو جمله را به عنوان ورودی دریافت می کند و سپس آن ها را به صورت زیر به یکدیگر می چسباند:

[CLS] sent1 [SEP] sent2 [SEP][PAD]...[PAD]

در واقع این تابع پس از توکنایز کردن ورودی ها آن ها را به شکل بالا در می آورد و خروجی هایی مانند input_ids (که بیانگر آیدی توکن های تولید شده) و attention_mask (که با قرار دادن یک در جایگاهایی که واقعا توکن های مربوط به جمله بودند آن ها را از padding جدا می کند) تولید می کند که به عنوان ورودی به شبکه عصبی داده می شود. خروجی ها نیز از آن جا که از سه کلاس مختلف می باشند به صورت one-hot برای آموزش و ارزیابی مورد استفاده قرار میگیرند. مدل تولید شده در شکل زیر قابل مشاهده است. همچنین در تمامی قسمت های سوال آموزش مدل با 1r=3e-5,epoch=10,batch_size=32 صورت گرفته است.

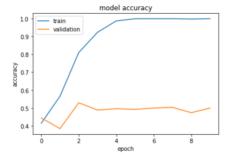
Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_ids (InputLayer)	[(None, 128)]	0	[]
attention_masks (InputLayer)	[(None, 128)]	0	[]
tfxlm_roberta_model (TFXLMRobertaModel)	TFBaseModelOutputWi thPoolingAndCrossAt tentions(last_hidde n_state=(None, 128, 768), pooler_output=(Non e, 768), past_key_values=No ne, hidden_states=N one, attentions=Non e, cross_attentions =None)	278043648	<pre>['input_ids[0][0]', 'attention_masks[0][0]']</pre>
dropout_151 (Dropout)	(None, 768)	0	['tfxlm_roberta_model[0][1]']
dense_6 (Dense)	(None, 1024)	787456	['dropout_151[0][0]']
dense_7 (Dense)	(None, 3)	3075	['dense_6[0][0]']

Total params: 278,834,179 Trainable params: 278,834,179 Non-trainable params: 0

شکل ۲.مدل به کمک xlm-roberta برای entailment

همان طور که مشاهده می شود پس از تولید ورودی ها(input_ids,attention_masks)آن ها را به مدل چند زبانه برت می دهیم تا embedding متناظر با آن ها تولید شود. سپس یک شبکه عصبی که شامل یک لایه dropout و دو لایه dense است ساخته و به کمک ورودی ها مدل را آموزش میدهیم.

```
Epoch 1/10
24/24 [===
                              ======] - 40s 1s/step - loss: 1.1011 - accuracy: 0.3714 - val_loss: 1.1233 - val_accuracy: 0.2889
Epoch 2/10
24/24 [=
                                     e] - 23s 957ms/step - loss: 1.0972 - accuracy: 0.3886 - val_loss: 1.1029 - val_accuracy: 0.2889
Epoch 3/10
                                       - 23s 975ms/step - loss: 1.0913 - accuracy: 0.4151 - val_loss: 1.1349 - val_accuracy: 0.2889
24/24 [===
Epoch 4/10
24/24 [===
                                       - 23s 968ms/step - loss: 1.0915 - accuracy: 0.3674 - val_loss: 1.1720 - val_accuracy: 0.2889
Epoch 5/10
24/24 [===
                                    ==] - 23s 964ms/step - loss: 1.0845 - accuracy: 0.4019 - val_loss: 1.1304 - val_accuracy: 0.2889
Epoch 6/10
24/24 [===
                                    =] - 23s 966ms/step - loss: 1.0618 - accuracy: 0.4204 - val_loss: 1.0876 - val_accuracy: 0.3815
Epoch 7/10
24/24 [====
                                 =====] - 23s 970ms/step - loss: 1.0313 - accuracy: 0.5053 - val_loss: 1.0958 - val_accuracy: 0.4444
Epoch 8/10
                                   ===] - 23s 968ms/step - loss: 0.9352 - accuracy: 0.5557 - val_loss: 1.0301 - val_accuracy: 0.4630
24/24 [====
Epoch 9/10
24/24 [====
                          :=======] - 23s 970ms/step - loss: 0.8255 - accuracy: 0.6552 - val_loss: 1.0918 - val_accuracy: 0.4741
Epoch 10/10
                                   ==] - 23s 969ms/step - loss: 0.6058 - accuracy: 0.7851 - val_loss: 1.3640 - val_accuracy: 0.4370
```



شكل٣. آموزش xlm-roberta براي entailment

مشاهده می شود که پس از ۱۰epoch مقدار acuuracy برای داده های train به ۷۸ درصد و برای داده های validation به ۴۳ درصد رسیده است.

برای ارزیابی مدل نیز از داده های test استفاده شده است و نتایج زیر به دست آمده است:

Accuracy: 0.4823 Classification r		577	precision	recall	f1-score	support
	орол ст		p. 001510	100000	. 1 500.0	Suppor c
С	0.59	0.36	0.45	561		
e	0.44	0.75	0.55	610		
n	0.51	0.29	0.37	502		
accuracy			0.48	1673		
macro avg	0.51	0.47	0.46	1673		
weighted avg	0.51	0.48	0.46	1673		

F1 (Micro): 0.4823670053795577
F1 (Macro): 0.45828883896178757
F1 (Weighted): 0.4640955349387524
Recall (Micro): 0.4823670053795577
Recall (Macro): 0.46800201083396176
Recall (Weighted): 0.4823670053795577
Precision (Micro): 0.4823670053795577
Precision (Macro): 0.5125694589614822
Precision (Weighted): 0.5104368791379236

entailment برای xlm-roberta شکل ۴. نتایج ارزیابی مدل

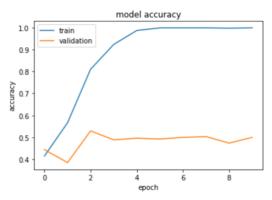
مشاهده می شود که دقت مدل آموزش داده شده بر روی داده های تست حدود ۴۸ درصد است.

۳-در این قسمت تنها مدل برت استفاده شده متفاوت از قسمت قبل است و شبکه عصبی و ورودی و خروجی های آن تغییری نمی کند. پس از دریافت مدل parsbert آموزش بر روی مدل انجام می شود.

Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_ids (InputLayer)	[(None, 128)]	0	[]
attention_masks (InputLayer)	[(None, 128)]	0	[]
tf_bert_model (TFBertModel)	TFBaseModelOutputWi thPoolingAndCrossAt tentions(last_hidde n_state=(None, 128, 768), pooler_output=(Non e, 768), past_key_values=No ne, hidden_states=N one, attentions=Non e, cross_attentions =None)	162841344	['input_ids[0][0]',
dropout_75 (Dropout)	(None, 768)	0	['tf_bert_model[0][1]']
dense_2 (Dense)	(None, 1024)	787456	['dropout_75[0][0]']
dense_3 (Dense)	(None, 3)	3075	['dense_2[0][0]']
	entailment جاء parsb	ert دا په کمک	شکل ۵٫۵۰

نتایج حاصل از آموزش و ارزیابی مدل در شکل های زیر قابل مشاهده است.

```
Epoch 1/10
24/24 [===
                                     =] - 39s 1s/step - loss: 1.1037 - accuracy: 0.4151 - val_loss: 1.0542 - val_accuracy: 0.4444
Epoch 2/10
24/24 [===
                                    :=] - 22s 922ms/step - loss: 0.9216 - accuracy: 0.5663 - val_loss: 1.1814 - val_accuracy: 0.3852
Epoch 3/10
                                       - 22s 913ms/step - loss: 0.6123 - accuracy: 0.8103 - val_loss: 1.0873 - val_accuracy: 0.5296
24/24 [===
Epoch 4/10
                                       - 22s 911ms/step - loss: 0.2881 - accuracy: 0.9231 - val_loss: 1.2859 - val_accuracy: 0.4889
24/24 [====
Epoch 5/10
24/24 [=
                                         22s 915ms/step - loss: 0.0931 - accuracy: 0.9867 - val_loss: 1.7134 - val_accuracy: 0.4963
Epoch 6/10
24/24 [==
                                        - 22s 917ms/step - loss: 0.0227 - accuracy: 0.9987 - val_loss: 1.8914 - val_accuracy: 0.4926
Epoch 7/10
                                        - 22s 916ms/step - loss: 0.0126 - accuracy: 0.9987 - val_loss: 1.9962 - val_accuracy: 0.5000
24/24 [===
Epoch 8/10
24/24 [===
                                       - 22s 914ms/step - loss: 0.0088 - accuracy: 0.9987 - val_loss: 2.0763 - val_accuracy: 0.5037
Epoch 9/10
                                       - 22s 913ms/step - loss: 0.0088 - accuracy: 0.9973 - val_loss: 2.3379 - val_accuracy: 0.4741
24/24 [==
Epoch 10/10
24/24 [==
                                    ≔] – 22s 911ms/step – loss: 0.0073 – accuracy: 0.9987 – val_loss: 2.2060 – val_accuracy: 0.5000
```



شكل ع. آموزش مدل parsbert براي entailment

Accuracy: 0.5218	1709503885	23				
Classification r	eport:		precision	recall	f1-score	support
С	0.52	0.44	0.48	561		
e	0.52	0.58	0.55	610		
n	0.52	0.54	0.53	502		
accuracy			0.52	1673		
macro avg	0.52	0.52	0.52	1673		
weighted avg	0.52	0.52	0.52	1673		

F1 (Micro): 0.5218170950388523 F1 (Macro): 0.5194870845622264 F1 (Weighted): 0.5200366074846379 Recall (Micro): 0.5218170950388523 Recall (Macro): 0.5208152477220852 Recall (Weighted): 0.5218170950388523 Precision (Micro): 0.5218170950388523 Precision (Macro): 0.5216896539647516 Precision (Weighted): 0.5218743765024911

شکل ۱۷.۱رزیابی مدل parsbert برای parsbert

مشاهده می شود که این مدل به دقت ۵۲ درصد بر روی داده های تست رسیده است.

می بینیم که هر دو مدل آموزش داده شده دقت های نزدیک به هم و در حدود مقاله مرجع دارند. اما شاید کمی نتایج به دست آمده بر روی parsbert بهتر باشد که می تواند به این علت باشد که این مدل تنها برای زبان فارسی آموزش داده شده است و از آن جا که ورودی ها نیز به زبان فارسی بوده اند مدل در یادگیری وزن ها بهتر عمل کرده است اما مدل داست و از آن جا که ورودی ها نیز به دلیل دیدن زبان های متفاوت و یافتن بازنمایی های مشترک در زبان در نایز تا حد خوبی به دقت parsbert رسیده است. نکته دیگری که باید در نظر گرفت این است که دامی کند که می به دلیل پشتیبانی از زبان های زیاد پیچیدگی ها بیشتری دارد و از vacab بیشتری نیز استفاده می کند که می تواند موجب کند بودن آن نسبت به parsbert شود.

Multilingual classification(2

در این بخش به دسته بندی متون به کمک داده های انگلیسی و فارسی و مدل های تک زبانه و چند زبانه پرداخته شده است و در انتها نیز به تحلیل نتایج به دست آمده پرداخته می شود.

-1

برای دسته بندی داده های انگلیسی از مدل bert استفاده شده است. نحوه ی ساخت ورودی ها و خروجی ها مانند قسمت قبل و به کمک encode_plus انجام شده است با این تفاوت که در این جا تنها یک متن انگلیسی به عنوان ورودی به تابع داده می شود. شبکه عصبی پیاده سازی شده(لایه bert+یک لایه dropout+ دو لایه به عنوان ورودی به تابع داده می شود. شبکه عصبی پیاده سازی شده(لایه bert+یک لایه dropout+ دو لایه dense)نیز برای تمام قسمت ها مشابه بوده و تنها مدل های برت آن متفاوت است.

Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_ids (InputLayer)	[(None, 128)]	0	[]
attention_masks (InputLayer)	[(None, 128)]	0	[]
<pre>tf_bert_model_1 (TFBertModel)</pre>	TFBaseModelOutputWi thPoolingAndCrossAt tentions(last_hidde n_state=(None, 128, 768), pooler_output=(Non e, 768), past_key_values=No ne, hidden_states=N one, attentions=Non e, cross_attentions =None)	109482240	<pre>['input_ids[0][0]', 'attention_masks[0][0]']</pre>
dropout_75 (Dropout)	(None, 768)	0	['tf_bert_model_1[0][1]']
dense_2 (Dense)	(None, 1024)	787456	['dropout_75[0][0]']
dense_3 (Dense)	(None, 3)	3075	['dense_2[0][0]']

Total params: 110,272,771 Trainable params: 110,272,771 Non-trainable params: 0

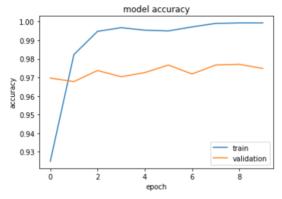
شکل ۸.مدل به کمک bert برای دسته بندی متون

نتایج به دست آمده از آموزش و ارزیابی مدل در زیر آمده است:

_

¹ https://arxiv.org/abs/2012.06154

```
Epoch 1/10
394/394 [==
                                    ===] - 340s 828ms/step - loss: 0.1943 - accuracy: 0.9249 - val_loss: 0.0868 - val_accuracy: 0.9696
Epoch 2/10
394/394 [==
                                      == ] - 329s 835ms/step - loss: 0.0528 - accuracy: 0.9823 - val loss: 0.1154 - val accuracy: 0.9678
Epoch 3/10
394/394 [==
                                         - 329s 834ms/step - loss: 0.0168 - accuracy: 0.9948 - val_loss: 0.0994 - val_accuracy: 0.9737
Epoch 4/10
394/394 [==
                                         - 328s 834ms/step - loss: 0.0100 - accuracy: 0.9967 - val_loss: 0.1242 - val_accuracy: 0.9704
Epoch 5/10
394/394 [==
                                      == ] - 329s 835ms/step - loss: 0.0130 - accuracy: 0.9954 - val loss: 0.1142 - val accuracy: 0.9726
Epoch 6/10
394/394 [==
                                         - 329s 835ms/step - loss: 0.0146 - accuracy: 0.9950 - val_loss: 0.1105 - val_accuracy: 0.9767
Epoch 7/10
                                      ==] - 329s 835ms/step - loss: 0.0087 - accuracy: 0.9971 - val_loss: 0.1099 - val_accuracy: 0.9719
394/394 [==
Epoch 8/10
394/394 [==
                               ======] - 329s 834ms/step - loss: 0.0030 - accuracy: 0.9990 - val_loss: 0.1120 - val_accuracy: 0.9767
Epoch 9/10
                                 ======] - 329s 835ms/step - loss: 0.0038 - accuracy: 0.9993 - val_loss: 0.1018 - val_accuracy: 0.9770
394/394 [==
Epoch 10/10
                                ======] - 329s 834ms/step - loss: 0.0032 - accuracy: 0.9993 - val_loss: 0.1475 - val_accuracy: 0.9748
394/394 [===
```



شکل ۹. آموزش مدل bert برای دسته بندی متون

Classification report:

support	f1-score	recall	precision	
900	0.97	0.99	0.96	bible
900	0.98	0.98	0.98	mizan
900	0.97	0.95	0.99	quran
2700	0.98			accuracy
2700	0.98	0.98	0.98	macro avg
2700	0.98	0.98	0.98	weighted avg

Accuracy: 0.975925925925926
F1 (Micro): 0.975925925925926
F1 (Macro): 0.9759068800565046
F1 (Weighted): 0.9759068800565045
Recall (Micro): 0.975925925925926
Recall (Macro): 0.975925925925926
Recall (Weighted): 0.975925925925926
Precision (Micro): 0.975925925925926
Precision (Macro): 0.9762602252227316
Precision (Weighted): 0.9762602252227316

AUC: 0.9980403292181069

شکل ۱۰ ارزیابی مدل bert برای دسته بندی متون

مشاهده می شود که مدل به دقت حدود ۹۷ و مقدار AUC برابر با ۰.۹۹ رسیده است. برای محاسبه AUC نیز از آن جا که چندین کلاس داشتیم از one-vs-rest استفاده شده است به این صورت که به ازای هر کلاس در ابتدا خودش یک طرف و سایر کلاس ها در طرف دیگر قرار میگیرند و AUC برای آن محاسبه می شود و سپس برای محاسبه AUC نهایی میان حالات مختلف میانگین گرفته می شود.

۲-در این بخش تنها داده های آموزشی تغییر می کنند و از داده های فارسی برای دسته بندی استفاده می شود.علاوه بر این برای به دست آوردن embedding ها نیز از مدل parsbert استفاده می شود.

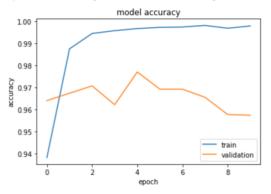
Output Shape	Param #	Connected to
[(None, 128)]	0	[]
[(None, 128)]	0	[]
TFBaseModelOutputWi thPoolingAndCrossAt tentions(last_hidde n_state=(None, 128, 768), pooler_output=(Non e, 768), past_key_values=No ne, hidden_states=N one, attentions=Non e, cross_attentions =None)	162841344	<pre>['input_ids[0][0]', 'attention_masks[0][0]']</pre>
(None, 768)	0	['tf_bert_model_2[0][1]']
(None, 1024)	787456	['dropout_113[0][0]']
(None, 3)	3075	['dense_4[0][0]']
	[(None, 128)] [(None, 128)] [(None, 128)] TFBaseModelOutputWi thPoolingAndCrossAt tentions(last_hidde n_state=(None, 128, 768), pooler_output=(Non e, 768), past_key_values=No ne, hidden_states=N one, attentions=Non e, cross_attentions =None) (None, 768) (None, 1024)	[(None, 128)] 0 [(None, 128)] 0 TFBaseModelOutputWi 162841344 thPoolingAndCrossAt tentions(last_hidde n_state=(None, 128, 768), pooler_output=(Non e, 768), past_key_values=No ne, hidden_states=N one, attentions=Non e, cross_attentions=None) (None, 768) 0 (None, 1024) 787456

Total params: 163,631,875 Trainable params: 163,631,875 Non-trainable params: 0

شکل ۱۱.مدل به کمک parsbert برای دسته بندی متون

نتایج به دست آمده از آموزش و ارزیابی مدل فوق در زیر آمده است:

```
Epoch 1/10
394/394 [==
                                     ==] - 350s 853ms/step - loss: 0.1677 - accuracy: 0.9383 - val_loss: 0.0922 - val_accuracy: 0.9641
Epoch 2/10
                                         - 340s 862ms/step - loss: 0.0333 - accuracy: 0.9875 - val_loss: 0.0980 - val_accuracy: 0.9674
394/394 [==
Epoch 3/10
394/394 [==
                                         - 340s 862ms/step - loss: 0.0167 - accuracy: 0.9945 - val_loss: 0.1053 - val_accuracy: 0.9707
Epoch 4/10
                                         - 340s 862ms/step - loss: 0.0139 - accuracy: 0.9958 - val loss: 0.1453 - val accuracy: 0.9622
394/394 [=
Epoch 5/10
394/394 [==
                                           340s 863ms/step - loss: 0.0105 - accuracy: 0.9967 - val_loss: 0.1081 - val_accuracy: 0.9770
Epoch 6/10
                                         - 340s 863ms/step - loss: 0.0092 - accuracy: 0.9973 - val loss: 0.1284 - val accuracy: 0.9693
394/394 [==
Epoch 7/10
394/394 [==
                                         - 339s 862ms/step - loss: 0.0071 - accuracy: 0.9975 - val_loss: 0.1302 - val_accuracy: 0.9693
Epoch 8/10
394/394 [==
                                         - 339s 861ms/step - loss: 0.0061 - accuracy: 0.9982 - val_loss: 0.1514 - val_accuracy: 0.9656
Epoch 9/10
394/394 [=
                                         - 339s 860ms/step - loss: 0.0083 - accuracy: 0.9969 - val_loss: 0.2048 - val_accuracy: 0.9578
Epoch 10/10
394/394 [===:
                                         - 339s 860ms/step - loss: 0.0066 - accuracy: 0.9979 - val_loss: 0.2488 - val_accuracy: 0.9574
```



شكل ۱۱. آموزش مدل parsbert براى دسته بندى متون

Classification report:

	precision	recall	f1-score	support
bible	0.93	0.98	0.96	900
mizan	0.98	0.92	0.95	900
quran	0.97	0.97	0.97	900
			0.96	2700
accuracy			0.96	2700
macro avg	0.96	0.96	0.96	2700
weighted avg	0.96	0.96	0.96	2700

Accuracy: 0.9592592592593
F1 (Micro): 0.9592592592593
F1 (Macro): 0.9591904391355786
F1 (Weighted): 0.9591904391355787
Recall (Micro): 0.9592592592593
Recall (Macro): 0.9592592592593
Recall (Weighted): 0.9592592592593
Precision (Micro): 0.9592592592593
Precision (Macro): 0.9601856549747781
Precision (Weighted): 0.960185654974778

AUC: 0.9973330246913581

همان طور که مشاهده می شود دقت این مدل برای داده های فارسی حدود ۹۶ درصد است که کمی کمتر از حالت قبل است. علت آن می تواند مورفولوژی پیچیده تر زبان فارسی نسبت به انگلیسی و یا وجود داده های parsbert بیشتر برای زبان انگلیسی باشد. همچنین اگر به تعداد پارامتر ها نیز توجه کنیم می بینیم که مدل bert نسبت به bert پارامتر های بیشتری داشته است.

-٣

این بار از هر دو داده ی فارسی و انگلیسی برای دسته بندی متون استفاده می شود. همچنین از مدل -roberta برای embedding کمک گرفته می شود. برای ترکیب دو داده ی انگلیسی و فارسی مجددا از encode_plus و به همان صورت که در سوال اول گفته شده بود استفاده می شود تا ترکیب زیر به دست آید:

[CLS] English [SEP] persian [SEP][PAD]...[PAD]

و پس از تولید ورودی های input_ids وattention_mask آموزش بر روی مدل صورت میگیرد.

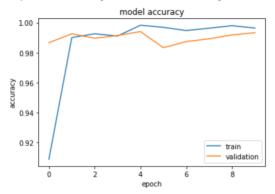
Layer (type)	Output Shape	Param #	Connected to
input_ids (InputLayer)	[(None, 128)]	0	[]
attention_masks (InputLayer)	[(None, 128)]	0	[]
<pre>tfxlm_roberta_model (TFXLMRobe rtaModel)</pre>	TFBaseModelOutputWi thPoolingAndCrossAt tentions(last_hidde n_state=(None, 128, 768), pooler_output=(Non e, 768), past_key_values=No ne, hidden_states=N one, attentions=Non e, cross_attentions =None)	278043648	<pre>['input_ids[0][0]', 'attention_masks[0][0]']</pre>
dropout_151 (Dropout)	(None, 768)	0	['tfxlm_roberta_model[0][1]']
dense_6 (Dense)	(None, 1024)	787456	['dropout_151[0][0]']
dense_7 (Dense)	(None, 3)	3075	['dense_6[0][0]']

Total params: 278,834,179 Trainable params: 278,834,179 Non-trainable params: 0

شکل ۱۳.مدل به کمک xlm-roberta برای دسته بندی متون

نتایج به دست آمده از آموزش و ارزیابی مدل فوق در زیر آمده است:

```
Epoch 1/10
394/394 [=
                                        - 382s 933ms/step - loss: 0.2311 - accuracy: 0.9089 - val_loss: 0.0463 - val_accuracy: 0.9867
Epoch 2/10
                                        - 365s 926ms/step - loss: 0.0342 - accuracy: 0.9901 - val_loss: 0.0313 - val_accuracy: 0.9926
394/394 [==
Epoch 3/10
394/394 [==
                                          365s 926ms/step - loss: 0.0243 - accuracy: 0.9926 - val_loss: 0.0374 - val_accuracy: 0.9896
Epoch 4/10
                                         - 365s 926ms/step - loss: 0.0301 - accuracy: 0.9911 - val loss: 0.0225 - val accuracy: 0.9915
394/394 [=
Epoch 5/10
394/394 [==
                                          365s 926ms/step - loss: 0.0065 - accuracy: 0.9983 - val_loss: 0.0333 - val_accuracy: 0.9941
Epoch 6/10
                                         - 365s 927ms/step - loss: 0.0102 - accuracy: 0.9969 - val loss: 0.0847 - val accuracy: 0.9833
394/394 [==
Epoch 7/10
394/394 [==
                                   ====] - 365s 927ms/step - loss: 0.0198 - accuracy: 0.9948 - val_loss: 0.0383 - val_accuracy: 0.9874
Epoch 8/10
                                        - 365s 926ms/step - loss: 0.0107 - accuracy: 0.9963 - val_loss: 0.0414 - val_accuracy: 0.9893
394/394 [==
Epoch 9/10
394/394 [==
                                   ====] - 365s 927ms/step - loss: 0.0067 - accuracy: 0.9980 - val_loss: 0.0395 - val_accuracy: 0.9919
Epoch 10/10
394/394 [====
                         ========] - 365s 927ms/step - loss: 0.0110 - accuracy: 0.9964 - val_loss: 0.0339 - val_accuracy: 0.9933
```



شکل۱۴.آموزش مدل xlm-roberta برای دسته بندی متون

Classification report:

AUC: 0.9995105967078189

	precision	recall	f1-score	support
bible	1.00	0.99	0.99	900
mizan	0.99	1.00	0.99	900
quran	0.99	0.99	0.99	900
accuracy			0.99	2700
macro avg	0.99	0.99	0.99	2700
weighted avg	0.99	0.99	0.99	2700

Accuracy: 0.9925925925925926
F1 (Micro): 0.9925925925925926
F1 (Macro): 0.9925925647384437
F1 (Weighted): 0.9925925647384437
Recall (Micro): 0.9925925925925926
Recall (Macro): 0.9925925925926
Recall (Weighted): 0.9925925925926
Precision (Micro): 0.9925925925925926
Precision (Macro): 0.9926002798629776
Precision (Weighted): 0.9926002798629775

شکل ۱۵. ارزیابی مدل xlm-roberta برای دسته بندی متون

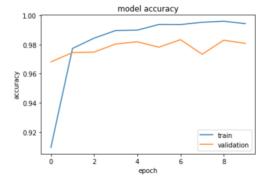
این مدل به نسبت دو مدل قبل به بیشترین میزان دقت و AUC رسیده است. می توان گفت این مدل به علت استفاده از هر دو داده فارسی و انگلیسی یادگیری بیشتری داشته است و به همین علت دقت نهایی آن بیشتر شده است. اگرچه دقت ها در همه موارد بالا و نزدیک به هم بودند که نشان می دهد استفاده از bert شبکه را بسیار قدرتمند می کند.

به طور کلی می توان گفت در این جا بیشترین دقت مربوط به klm-roberta بوده است و پس از آن به ترتیب مدل های bert و parsebert بوده اند. احتمالاً بهتر عمل کردن bert نسبت به parsebert به این علت است که در parsbert مدل از داده های فارسی استفاده می کند که معمولاً پیچیده تر از زبان انگلیسی است. علاوه براین داده های انگلیسی به نسبت فارسی بسیار بیشتر است که باعث می شود در استفاده از یک مدل چند زبانه عمل کند و در نتیجه نتایج بهتری بدهد. در این جا به خوبی دیده می شود که استفاده از یک مدل چند زبانه مانند xlm-roberta دقت شبکه را افزایش داده است چرا که این مدل از هر دو داده ی فارسی و انگلیسی استفاده می کند و برای تصمیم گیری از اطلاعات هر دو کمک میگیرد و ممکن است از هر کدام اطلاعاتی را استخراج کند که در متن دیگر نیست و به همین جهت تصمیم گیری بهتری انجام شود البته این در صورتی که است که از داده های هر دو متن با هم استفاده شود برای مثال در سوال اول دیدیم که اگر تنها از داده های فارسی استفاده کنیم مدل parsbert از parsbert بهتر عمل می کند.

Cross-lingual zero-shot transfer learning (3

در این بخش دسته بندی متون به این صورت انجام شده است که برای آموزش از داده های انگلیسی و برای embedding از xlm-roberta استفاده شده است. به هنگام تست نیز داده های فارسی به عنوان ورودی مدل در نظر گرفته شده است. نتایج حاصل از آموزش و ارزیابی این مدل به صورت زیر است:

```
Epoch 1/10
                                         - 383s 935ms/step - loss: 0.2358 - accuracy: 0.9095 - val loss: 0.0911 - val accuracy: 0.9681
394/394 [==
Epoch 2/10
394/394 [=
                                           365s 927ms/step - loss: 0.0710 - accuracy: 0.9773 - val_loss: 0.0739 - val_accuracy: 0.9744
Epoch 3/10
                                           365s 926ms/step - loss: 0.0454 - accuracy: 0.9844 - val_loss: 0.0898 - val_accuracy: 0.9748
394/394 [==
Epoch 4/10
                                            365s 926ms/step - loss: 0.0311 - accuracy: 0.9896 - val_loss: 0.0965 - val_accuracy: 0.9804
394/394 [=
Epoch 5/10
                                           365s 926ms/step - loss: 0.0301 - accuracy: 0.9898 - val_loss: 0.0794 - val_accuracy: 0.9819
394/394 [==
Epoch 6/10
                                           365s 925ms/step - loss: 0.0194 - accuracy: 0.9937 - val_loss: 0.0970 - val_accuracy: 0.9781
Epoch 7/10
                                           365s 926ms/step - loss: 0.0180 - accuracy: 0.9937 - val_loss: 0.0803 - val_accuracy: 0.9833
394/394 [==
Epoch 8/10
                                            365s 926ms/step - loss: 0.0174 - accuracy: 0.9952 - val_loss: 0.1235 - val_accuracy: 0.9733
Epoch 9/10
394/394 [==
                                           365s 926ms/step - loss: 0.0117 - accuracy: 0.9960 - val_loss: 0.0958 - val_accuracy: 0.9830
Epoch 10/10
                                         - 365s 926ms/step - loss: 0.0190 - accuracy: 0.9943 - val_loss: 0.1051 - val_accuracy: 0.9807
```



شکل۱۶.آموزش مدل به کمک zero-shot transfer learning برای دسته بندی متون

Classification report:

	precision	recall	f1-score	support
bible	0.81	0.24	0.37	900
mizan	0.54	1.00	0.70	900
quran	0.78	0.67	0.72	900
accuracy			0.63	2700
macro avg	0.71	0.63	0.60	2700
weighted avg	0.71	0.63	0.60	2700

Accuracy: 0.63444444444445
F1 (Micro): 0.63444444444445
F1 (Macro): 0.5969503599198224
F1 (Weighted): 0.5969503599198224
Recall (Micro): 0.63444444444445
Recall (Macro): 0.63444444444445
Precision (Micro): 0.634444444444445
Precision (Micro): 0.634444444444445
Precision (Micro): 0.634444444444445
Precision (Micro): 0.7104101946437393
Precision (Weighted): 0.7104101946437393
AUC: 0.8305431069958847

شکل ۱۷. ارزیابی مدل به کمک zero-shot transfer learning برای دسته بندی متون

_1

انتظار می رود که این مدل نیز بتواند تا حدی بر روی داده های فارسی جواب دهد چرا که مدل های چند زبانه سعی می کنند تا یک بازنمایی مشترک برای کلمات در زبان های مختلف پیدا کنند برای مثال در این مدل ها کلمات نزدیک به هم در فضا قرار میگرند و به همین کلمات نزدیک به هم در فضا قرار میگرند و به همین علت این مدل ها تا حدی می توانند بر روی زبان هایی که در زمان آموزش ندیده اند نیز جواب دهند اگر چه دقت به دست آمده در این حالت قطعا کمتر از زمانی است که داده های test و train در یک زبان باشند.

-۲

پس از اجرای مدل مشاهده می شود که در آخرین epoch دقت بر روی داده های تست برابر با ۹۹ و برای داده های validation برابر با ۹۸ درصد است که نشان می دهد مدل بر روی زبان مشترک خوب عمل می کند. اما هنگامی که داده های تست که به صورت فارسی هستند را به مدل می دهیم دقت حدود ۶۳ درصد داریم که به نسبت حالتی که زبان استفاده شده در آموزش و تست یکسان باشد بسیار پایین تر است. اما نمی توان گفت که مدل این دقت را با تخصیص لیبل های رندم به دست آورده بلکه قطعا توانسته با پیدا کردن شباهت هایی میان این دو زبان تا حدی دسته بندی را انجام دهد.

-٣

معمولا هنگامی از این روش استفاده می شود که داده های زبان مقصد بسیار کم هستند و نمی توان از آن ها برای آموزش مدل های پیچیده استفاده کرد. در این صورت از داده های زبان های دیگر استفاده کرده به امید آن که مدل با یافتن بازنمایی های مشترک برای زبان ها بتواند بر روی زبان مقصد هم پیش بینی را انجام دهد و به دقت معقولی برسد.