تمرین سوم یادگیری عمیق

زهرا ختن لو ۹۸۲۴۳۰۹۲

سوال های تشریحی

۱. مدلهای Transformer و LSTM چه تفاوتهایی باهم دارند؟

در واقع LSTM ها از دسته شبکه های بازگشتی هستند. ترنسفورمرها قابلیت موازی سازی دارند و به همین دلیل، بر روی GPUها می توان چنین مدل هایی را train کرد و به نتایج خوبی از لحاظ یرفورمنس رسید.

شبکه های LSTM برای کاربردهایی که به طریقی sequential هستند و یک ترتیب دارند، مثلاً تسک هایی که وابسته به زمان هستند، استفاده می شوند.

۲. چه مزایایی در مدل Bert باعث میشود تا روی کاربردهای پردازش متن، عملکرد مناسبی داشته باشد؟

از آنجایی که BERT برای پیشبینی کلمات ماسکه در متن آموزش دیده، و از آنجا که هر جمله را بدون جهت خاصی تجزیه و تحلیل می کند، نسبت به روشهای قبلی NLP، مانند روشهای جاسازی، در درک معنای همنامها بهتر عمل می کند.

به طور گسترده گزارش شده است که این مدل جدید کندتر از مدل های قبلی خود است. با این حال، اکثر متخصصان در این زمینه موافق هستند که این مدل از سایر مدلها بهتر عمل می کند، زیرا آگاهی قوی تری از زمینه هر متنی که تحلیل می کند دارد.

به طور خلاصه، این ۳ دلیل است که چرا BERT احتمالاً یک تغییر دهنده در NLP است:

- دو طرفه است
- این مدل زبان ماسکه (MLM) و پیشبینی جمله بعدی (NSP) را ترکیب میکند.
 - تا کنون، این بهترین روش در NLP برای درک متون سنگین زمینه است
- برای زبان های غیر از انگلیسی نیز از قبل آموزش دیده شده و قابل استفاده است.

۳. تفاوت مدل BERT با مدل GPT ۲-چیست؟ این دو مدل را با هم مقایسه کرده و توضیح دهند.

Bert فقط انكدر داره ولى GPT2 فقط ديكدر داره،

Bert پریترن میشه و در تسک های مختلف قابل استفاده است. ولی GPT2 تنها برای شرکت های بزرگ و مطرح قابل استفاده است.

در مدل bert می توان برای تسک هایی که بعد از کلمات ماسکه شده را نیاز دارد ببیند اما در تنها می تواند قبل از آن را ببیند.

مدل bert دو طرفه است اما GPT2 یک طرفه است.

توضیح کد و بررسی نتایج

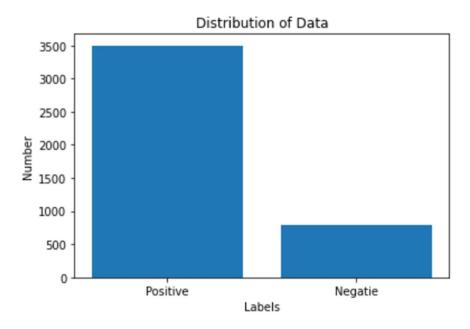
در ابتدا پس از نصب و import کردن پکیجها و کتابخانههای مورد نیاز، باید دیتاست را آماده کنیم. در ابتدا طبق کد آمده دیتاست را لود کرده و در مرحله normalization ابتدا دیتاستمان را برچسبگذاری می کنیم. (بر اساس توضیحات آمده اگر rate کمتر از ۳ باشد لیبل منفی می دهیم و در غیر اینصورت لیبل مثبت.)

در مرحله بعد باید دیتا ستما را پیش پردازش را انجام می دهیم برای مثال تگ های html، لینک های URL، لینک های URL، ایموجی و... را حذف می کنیم. و در نهایت در دیتاست، کامنت های پردازش شده را مرتب می کنیم.

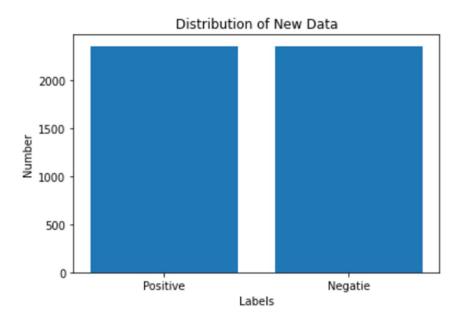
از جمله پردازش های دیگر اینکه ابتدا تعداد کلمات کامنت ها را محاسبه کرده و به عنوان یک ستون به دیتاست اضافه می کنیم و در مرحله بعد کامنت هایی که طول آن ها کمتر از ۳ یا بیشتر از ۲۵۶ بوده را حذف می کنیم.

در مرحله بالانس کردن با توجه به اینکه داده های به صورت یکسان نیستند و داده های برچسب زده شده مثبت و منفی در یک اندازه نیستند. اندازه داده کمتر را ۲ یا ۳ برابر کرده به این معنی که بعضی داده ها را به صورت رندوم تکرار می کنیم و داده بیشتر را نیز به نسبت و رندوم حذف می کنیم.

قبل از اینکه این مرحله انجام شود نسبت داده های مثبت و منفی بالانس شود نسبت داده ها به شکل زیر بوده:



بعد از انجام این مرحله و بالانس کردن تعداد داده ها نسبت به هم نمودار زیر بدست می آید:



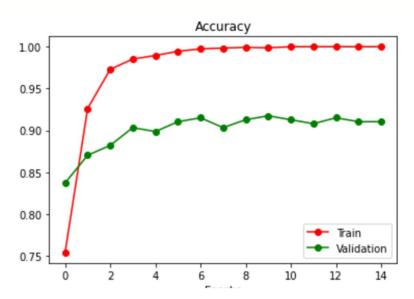
در مرحله ساختن مدل از مدل pretrain شده hooshvareLab استفاده می کنیم مدل را با فانکشن bert و مرحله ساختن مدل از مدل attention می سازیم.

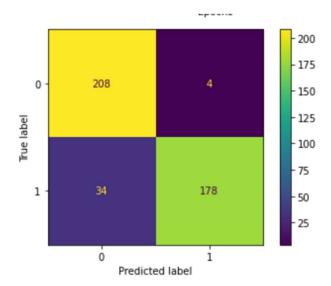
تابع acc_and_f1 را با استفاده از اختلاف y پیش بینی شده و y تارگت و توابع mean و f1 محاسبه می کنیم.

در بخش training ابتدا باید پارامتر های training ابتدا باید پارامتر های input_ids, attention_mask, token_type_ids, targets می کنیم. در ادامه از مدلی که ساختیم و با استفاده از پارامتر های تعریف شده برای پیش بینی خروجی استفاده می کنیم. در انتها باید احتمال بدست آمده را به کلاس هایی که داریم تبدیل کنیم تا بتوانیم تابع loss را محاسبه کنیم.

در بخش optimize کردن و optimizer, scheduler & loss function از تابع AdamW برای optimize کردن و crossEntropyLoss به عنوان get_linear_schedule_with_warmup و از scheduler به عنوان loss استفاده می کنیم.

در نهایت و در بخش Complete Training & Plot Loss and Accuracy Diagram یک سری پارامتر ها را تعریف می کنیم و از توابعی که پیاده سازی کرده بودیم برای سنجش مدل روی دادههای آموزش و validation استفاده می کنیم. نتایج به شکل زیر بدست می آید:





در نهایت از مدل ساخته شده برای پیش بینی داده های تست نیز استفاده می کنیم تا خروجی های داده تست نیز بدست آید و از fl-score & Precision & Recall برای ارزیابی پیش بینی انجام شده استقاده می کنیم:

	precision	recall	f1-score	support
Neg	0.88	0.96	0.92	235
Pos	0.96	0.87	0.91	236
accuracy			0.92	471
macro avg	0.92	0.92	0.92	471
weighted avg	0.92	0.92	0.92	471