گزارش پروژه تصحیح املایی و گرامری متون فارسی (کاتب)

دانشگاه صنعتی شریف

سپهر نوعی کردکندی

۲۶ سپتامبر ۲۰۲۳

۱ مقدمه

امروزه یکی از کاربردهای محصولات هوش مصنوعی در زمینه پردازش زبان طبیعی، تصحیح املایی و دستور زبانی متون در زبان‌های مختلف می‌باشد. در واقع هدف در این مسائل، پردازش متون ورودی به مدل یادگیری ماشین و اصلاح املایی و دستور زبانی آن با توجه به مفهوم موجود در متن داده شده می‌باشد. محصولات مشابه در زبان‌های دیگر مانند زبان انگلیسی موجود می‌باشد که از دقت خوبی نیز برخوردار می‌باشند، اما در زبان فارسی، مدل‌های آموزش‌دیده در این زمینه عملکرد مطلوبی ندارند. در این پروژه سعی شده است که با توجه به دادگان موجود برای تصحیح املایی و مدل‌های مطرح جهانی و ایرانی، مدلی برای این کاربرد توسعه داده شود.

۲ فعالیت‌های صورت‌گرفته در این پروژه

در این بخش، قصد داریم که تمامی فعالیت‌های صورت گرفته در این پروژه را تشریح کنیم. به طور کلی فعالیت‌های صورت گرفته شامل دو بخش جستجوی مقالات و مدل‌ها، و بخش پیاده‌سازی و اشکال‌زدایی می‌باشد.

۱.۲ جستجوی مقالات و مدل‌ها

اولین گام در این پروژه، پیدا کردن مقالات و دادگان موجود می‌باشد. در این مرحله، مقالات دهه اخیر در این زمینه بررسی شدند و بهترین آن‌ها با توجه به نیازهای محصول انتخاب شدند. معیارهای انتخاب مدل‌ها، در ابتدا عملکرد مناسب آن‌ها در دادگانی که به عنوان معیار برای مدل‌های text-to-text وجود دارند، در نظر گرفته شده است. سپس، از بین مدل‌ها، آن‌هایی انتخاب شدند که توانایی پردازش زبان فارسی را نیز دارند و یا حتی به طور خاص برای زبان فارسی توسعه داده شده باشند، و در مرحله آخر، مقالاتی برای استفاده از تکنیک‌های آن‌ها برای افزایش کارایی، سرعت و عملکرد مدل انتخاب شدند.
مدل‌هایی که برای نقطه پایه و شروع آموزش مدل انتخاب شدند عبارتند از: مدل mT5 و مدل ParsBERT. این مدل‌ها ویژگی‌های لازم برای آموزش برای کابرد مدنظر را دارند که در ادامه این گزارش به تفکیک توضیح داده می‌شوند [۲-۱].
قبل از آن، در اینجا به بررسی تکنیک‌هایی که از مقالات دیگر به‌دست آورده شده است، شرح داده می‌شوند:

- در یکی از مقالات خوانده شده، یک روش ساده اما کارآمد برای ترکیب مدل‌های مختلف ارائه شده است. روش ترکیب به این صورت است که، هر مدل، چندین ویرایش برای اصلاح متن پیشنهاد می‌دهد، و مدل برای تصمیم‌گیری برای استفاده از این پیشنهاد یا نادیده گرفتن آن، آن را به‌صورت یک مسئله Binary Classification مدل می‌کند. یعنی برای هر پیشنهاد، در صورتی که طبق مدل ترکیب‌کننده، خروجی تابع Sigmoid بالاتر از آستانه مدنظر باشد، آن ویرایش در ویرایش نهایی مدل خواهد آمد، در غیر این صورت، نادیده گرفته می‌شود.
در واقع، در این روش، مدل تصحیح‌کننده به صورت یک Black Box در نظر گرفته می‌شوند و ما ترکیب مدل‌ها را فقط بر اساس ویرایش‌های پیشنهادشده توسط هر مدل انجام می‌دهیم.
روند ترکیب به این صورت است که از پیش‌بینی هر مدل، ویرایش‌ها به فرمت (start index, end index, correction string) استخراج می‌شوند. همچنین، هر ویرایش، یک نوع type دارد که توسط یک ابزار تشخیص نوع خطا به صورت خودکار صورت می‌گیرد. سپس نوع خطا و ویرایش‌ها به فرمت ذکر شده، به عنوان feature در مدل استفاده می‌شوند. دقت شود که هر ویرایش، می‌تواند در یکی از سه دسته درج (insertion)، حذف (deletion)، و یا جایگزینی (substitution) باشد.
سپس، هر ویرایش پیشنهاد شده توسط مدل‌ها، به صورت مستقل و بدون اطلاع از ویرایش‌های دیگر و کلمات دیگر متن، بررسی می‌شود. در بررسی این ویرایش‌ها از یک مدل خطی تعمیم یافته برای تصمیم‌گیری برای نگهداری یا نادیده گرفتن ویرایش استفاده می‌شود.
به عنوان مثال، بردار ویژگی‌هایی که به ازای k پیش‌بینی از k مدل، به مدل ترکیب‌کننده داده می‌شود، در فضای برداری $k \times |T|$ می‌باشد که در آن $|T|$ اندازه انواع خطاهای ممکن می‌باشد و بردار T نمایش one-hot نوع خطا در آن ویرایش می‌باشد. بدین ترتیب، مدل ترکیب‌کننده یاد می‌گیرد که فقط بر اساس نوع خطا و مدل پیشنهاد دهنده آن، برای نگهداری یک ویرایش در اصلاح نهایی تصمیم بگیرد.
همچنین، در این روش، مکانیزم‌هایی برای جلوگیری از وجود همزمان ویرایش‌های تکراری یا ناسازگار به‌کار گرفته می‌شود. به این صورت که اگر اصلاح‌های انتخاب شده، دارای مکان مشترک در جمله بودند (که با استفاده از اندیس شروع و پایان بررسی می‌شود)، ویرایشی که احتمال بالاتری برای استفاده شدن در ویرایش نهایی داشت، استفاده می‌شود.
در این پژوهش نشان داده شده است که با وجود سادگی روش ترکیب در این رویکرد، این روش عملکرد بهتری نسبت به روش‌های ترکیب پیچیده‌تر داشته است [۳].

- در پژوهش دیگری، به روشی غیر وابسته به زبان برای ساخت دادگان مصنوعی و همچنین دستورالعملی برای آموزش مدل‌هایی برای اصلاح املایی دستور زبانی اشاره شده است. با توجه به نیازمندی‌های ما در این پروژه، می‌توانیم از روش تولید دادگان مصنوعی آن استفاده کنیم. فرایندی که در این پژوهش برای ساخت دادگان مصنوعی استفاده شده است بسیار ساده می‌باشد، به این صورت که دادگان دارای خطا، از ایجاد خطا در دادگان سالم به‌دست می‌آیند. عملیات استفاده شده، شامل ۱) حذف بعضی از توکن‌ها ۲) جابجایی توکن‌ها ۳) حذف بعضی از کاراکترها ۴) درج کاراکترهای اضافی ۵ و ۶) تبدیل حروف کلمه به حروف کوچک و یا بزرگ می‌باشند. البته روش‌های ایجاد خطای پیچیده‌تری نیز می‌توان برای هر زبان به صورت جداگانه نوسعه داد [۴].

- در یکی از پژوهش‌ها، روش دیگری برای آموزش مدل ارائه شده است که می‌تواند باعث افزایش سرعت پیش‌بینی مدل می‌شود. در این روش، به‌جای آموزش مدلی برای بازتولید کامل متن، مدل برای شناسایی خطاها و برچسب زدن به آن آموزش داده می‌شود. این برچسب شامل نوع خطا و ویرایش پیشنهادی آن می‌باشد. در انتها، این برچسب‌ها، توسط یک تابع تبدیل به ویرایش روی متن تبدیل می‌شوند.
در این پژوهش، یک تابع تبدیل مخصوص توسعه داده شده است که شامل دسته‌های زیر می‌باشد:

- تبدیل‌های پایه: شامل <KEEP> برای نگهداری بدون تغییر توکن‌ها، <DELETE> برای حذف توکن فعلی، <APPEND-t1> برای اضافه کردن توکن t1 بعد از توکن فعلی، و <REPLACE-t2> جابجایی توکن ۲ با توکن فعلی - تبدیل‌های گرامری: مانند <MERGE> برای ترکیب توکن فعلی و توکن بعدی به یک توکن، برعکس آن <SPLIT> برای جداسازی توکن‌ها، <NOUN-NUMBER> و <VERB-FORM> برای تبدیل کلمات به حالت جمع (یا مفرد) و تبدیل زمان فعل و مواردی مانند آن.

پس از تعیین کلیات روش مورد استفاده در این مقاله، به بررسی دقیق‌تر گام‌های این روش می‌پردازی. دقت شود که برای آموزش به این روش، نیاز داریم که دادگان ما در قسمت ورودی و هدف، با هم نسبت داده شده باشند، و برچسب تبدیل بین آن‌ها نیز، تعیین شود. این آماده‌سازی دادگان برای آموزش در ۳ مرحله صورت می‌گیرد.

۱) در ابتدا، هر توکن در جمله ورودی، به دنباله‌ای از توکن‌های مربوط آن در جمله هدف نسبت داده شود. برای این‌کار از کمینه کردن نوعی از فاصله Levenshtein استفاده می‌شود تا بهترین توکن‌هایی که می‌توان به یکدیگر نسبت داد، پیدا شوند.

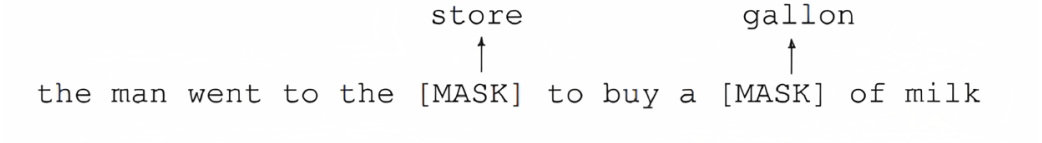
۲) برای هر جفت توکن نسبت داده شده به یکدیگر، تبدیل در سطح توکن بین آن‌ها پیدا شود.

۳) برای هر توکن، فقط یک برچسب تبدیل نسبت داده شود، و این عمل به صورت تکرارشونده تکرار می‌شود و این عمل در ادامه به صورت تکرارشونده، ادامه می‌یابد و پس از چند مرحله، جمله نهایی مدنظر به‌دست می‌آید. در این پژوهش نشان داده شده است که این روش می‌تواند جایگزین مناسبی برای بازتولید متن باشد، به صورتی که در عین حال که دقت بالایی دارد، ولی تا ۱۰ برابر سرعت پیش‌بینی بیشتری نسبت به مدل‌های Transformer-based دارد [۵].

۲.۲ مدل mT5

یکی از مدل‌هایی که در این پروژه به عنوان مدل پایه در نظر گرفته شد، مدل mT5 می‌باشد. این مدل که توسط شرکت گوگل ارائه شده است، یک مدل چندزبانه می‌باشد که بر روی ۱۰۱ زبان مختلف آموزش دیده است. ساختار این مدل بر پایه مدل transformer می‌باشد و از لایه‌های attention بهره می‌گیرد. این مدل در سایزهای متفاوت با تعداد لایه ها و پارامترهای متفاوت وجود دارد. این مدل برای یادگیری زبان‌ها با روش Fill-Mask پیش‌آموزش دیده است [۱]. در شکل ۱، یک نمونه از این روش مشاهده می‌شود.

مدل mT5 یک مدل با ساختار Encoder - Decoder می‌باشد و از یک واژه‌نامه مشترک برای تمام زبان‌ها



شکل ۱: روش Fill-Mask در زبان انگلیسی

استفاده می‌کند که این عمل، محاسبات و تبدیل به توکن کردن متون را بین زبان‌های مختلف آسان‌تر می‌کند. مدل mT5، مانند مدل T5، تمام کاربردهای پردازش زبان طبیعی را به صورت مسائل text-to-text مدل‌سازی می‌کند که باعث تسهیل روند آموزش بین همه کاربردها می‌شود. در روند پیش‌آموزش این مدل، یکی از چالش‌های اصلی، نحوه نمونه‌گیری دادگان از زبان‌های مختلف می‌باشد و دلیل اهمیت این موضوع این است که در صورتی که از زبان‌های با منابع (دادگان) کم، نمونه‌گیری به صورت زیاد انجام شود، ممکن است که مدل overfit کند، و در

صورتی که نمونه‌گیری از زبان‌های با حجم دادگان بالا (مانند انگلیسی) و آموزش روی آن، به اندازه کافی انجام نشود، مدل underfit خواهد کرد. به همین دلیل، روشی که برای نمونه‌گیری برای این مدل استفاده شده است، بر مبنای نسبت دادگان زبان‌ها می‌باشد، به صورتی که هرچه یک زبان دادگان بیشتری داشته باشد، احتمال نمونه گیری از آن بیشتر خواهد بود. فرمول استفاده شده در این فرایند عبارت است از:

$$p(L) \propto |L|^{\alpha}$$

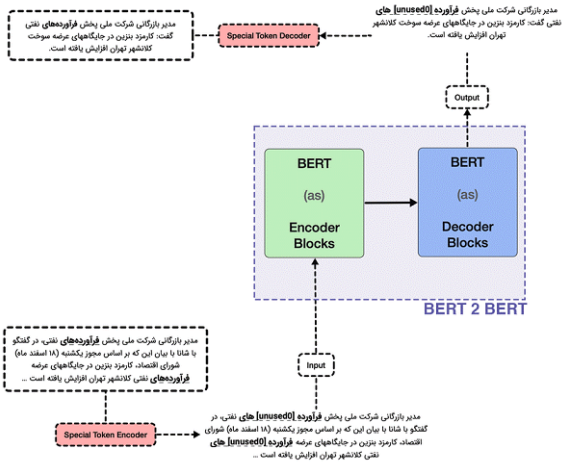
که در آن، $p(L)$ احتمال نمونه‌گیری از یک زبان، $|L|$ تعداد رکوردهای موجود از آن زبان، و پارامتر α نیز به ما توانایی کنترل میزان نمونه‌گیری را می‌دهد. در آموزش این مدل، از مقدار $\alpha = 0.3$ استفاده شده است.
در این مدل، به دلیل چندزبانه بودن، از واژه‌نامه بزرگتری به اندازه ۲۵۰۰۰۰ استفاده شده است، و tokenizer استفاده شده در این مدل، SentencePiece می‌باشد.
طبق پژوهش صورت‌گرفته برای ایجاد مدل mT5، برای سنجش عملکرد آن، این مدل بر روی ۶ کاربرد از XTREME-multilingual-benchmark آموزش داده شد است که شامل تشخیص موجودیت‌های دارای نام، برخی مدل‌های پرسش و پاسخ و ... می‌باشد. دقت شود که تمام این تسک‌ها به صورت یک مسئله text-to-text مدل شدند و عملکرد آن در سه مرحله zero-shot که در آن مدل فقط روی دادگان انگلیسی آموزش داده می‌شود، translate-train که حواب‌ها از زبان انگلیسی به زبان هدف ترجمه می‌شوند، و in-language-multitask ارزیابی می‌شود. در همه این بررسی‌ها مشاهده شده است که سایز مدل، تأثیر مستقیم در بهبود عملکرد مدل دارد، ولی در عین حال، هزینه محاسباتی بالاتری نیز دارد.

۳.۲ مدل ParsBERT

در طی آموزش مدل mT5، به مشکلاتی برخوردیم که در طی آن تصمیم گرفته شد که از مدل ParsBERT، به‌جای آن استفاده شود. مدل ParsBERT، یک مدل بر مبنای BERT می‌باشد و مانند آن از مکانیزم‌های self-attention برای کشف روابط مفهومی بین کلمات در جمله ورودی استفاده می‌کند [۲]. مدل ParsBERT برخلاف مدل mT5، به طور اختصاصی برای زبان فارسی ساخته شده و فقط روی دادگان فارسی پیش‌آموزش دیده است، و به همین علت، می‌تواند توانایی بالاتری در شناخت دستور زبان فارسی داشته باشد. همچنین، به علت تک‌زبانه بودن، فقط واژه‌نامه زبان فارسی را دارد و مدل حجم کمتری دارد و آموزش آن راحت‌تر خواهد بود.
دقت شود که یکی از تفاوت‌های این مدل با مدل mT5 این است که مدل ParsBERT، یک مدل Only - Encoder است و گر نیاز باشد که از این مدل برای آموزش یک مدل text-to-text استفاده شود، باید از دو مدل جداگانه برای encoder و decoder استفاده شود، که در این صورت به مدل حاصل، یک مدل BERT-2-BERT گفته می‌شود. در شکل ۲، ساختار یک مدل BERT-2-BERT مشاهده می‌شود.

۴.۲ جستجوی دادگان موجود

پس از بررسی مدل‌های موجود، باید دادگان موجود برای کاربرد اصلاح املایی و دستور زبانی پیدا می‌شد. از بین دادگان موجود، دادگان PerSpellData انتخاب شد. این دیتاست، مجموعه‌ای از جفت جملات غلط و صحیح می‌باشد که مجموعا حدود ۴.۶ میلیون رکورد می‌باشد که حدود ۸.۳ میلیون رکورد آن، دارای خطای کلمات بی‌مفهوم می‌باشند [۶].
این دیتاست، از چند منبع به دست آمده است، به این صورت که بخشی از آن از نوشته‌های ثبت شده به صورت



شکل ۲: ساختار یک نمونه مدل BERT-2-BERT

خودکار توسط برنامه ویراستمن (logs) به‌دست آمده است، بخشی توسط خزش در وب [1] و حجم زیادی از آن، به صورت مصنوعی، و با تغییر در جملات صحیح به دست آمده از وب درست شده است. این دادگان، هم شامل خطای کلمه واقعی و هم خطای کلمات بی‌مفهوم می‌باشند. در جدول ۱، تفاوت بین این دو نوع خطا نشان داده شده است.

--- برخی از انواع خطاهایی که این دادگان پوشش می‌دهد به شرح زیر است:

کلمه دارای خطا	کلمه اصلاح‌شده	نوع خطا
کره	که	کلمه واقعی
یال	یا	کلمه واقعی
وبا	وب	کلمه واقعی
روسن	روشن	کلمه بی‌مفهوم
اپلیکشین	اپلیکیشن	کلمه بی‌مفهوم
فناروی	فناوری	کلمه بی‌مفهوم

جدول ۱: خطای کلمه واقعی و خطای کلمات بی‌مفهوم

- **چسباندن "به" به کلمه بعدی:** به عنوان مثال، در بسیاری متون دیده می‌شود که حرف اضافه "به" به‌صورت چسبیده به کلمه بعدی نوشته می‌شود که از لحاظ دستور زبان نادرست است و باید اصلاح شود. به عنوان مثال، شکل صحیح عبارات "بصورت" و "بوسیله" عبارات "به‌صورت" و "به‌وسیله" می‌باشند.

[1] Web Crawling / Scraping

- **کلمات همصدا:** در فارسی برخی کلمات دارای تلفظ یکسان ولی املای متفاوت می‌باشند. این کلمات در بعضی از متون، به اشتباه استفاده می‌شوند. مانند "خان" و "خوان"، "آسی" و "عاصی" و ...
- **عبارات دارای گزار یا گذار:** یکی از اشتباهات رایج دیگر، استفاده "گزار" و "گذار" به‌جای یکدیگر می‌باشد. مانند "سپاس‌گزار" و "گشت‌وگذار".
- **همزه:** استفاده نادرست از همزه و یا حذف اشتباه آن. مانند "رییس" به‌جای "رئیس"، "متاسفانه" به‌جای "متأسفانه".
- **تنوین:** استفاده از تنوین برای کلمات فارسی اشتباه است. مانند "ناچاراً" که شکل صحیح آن، "به ناچار" می‌باشد.
- و انواع خطاهای دیگر ...

۵.۲ آموزش مدل

پس از انتخاب مدل مورد نظر و دادگان مناسب، فرایند آموزش مدل شروع شد. در ابتدا مدل mT5 را به عنوان مدل پایه انتخاب کردیم. برای آموزش مدل از فریمورک‌های PyTorch و transformers استفاده شده است. برای آموزش مدل mT5، پیکربندی روند آموزش با توجه به مقاله مدل و کاربرد مورد نیاز پروژه انتخاب شده است که در جدول ۲ ذکر شده است.

دقت شود که برای آموزش این مدل، از روش تطبیق LoRA استفاده شده است. ر این روش، به جای آپدیت کل پارامترها، با استفاده از تجزیه ماتریس پارامترها به ماتریس rank آن و تکنیک‌های کاهش بعد، فقط بخشی از پارامترهای مدل را آپدیت می‌کند و بقیه پارامترها ثابت می‌ماند [۷]. مزیت این روش، سرعت بالاتر آموزش مدل در عین حفظ دقت و عملکرد خوب مدل می‌باشد. همچنین، حجم دادگانی که برای آموزش به این روش نیاز است به نسبت fine-tuning بسیار کمتر است.

با پیکربندی‌های ذکرشده، آموزش مدل شروع شد و به آهستگی به هدف خود نزدیک تر می‌شدیم ولی آموزش مدل با چالش‌هایی روبه‌رو شد که یادگیری مدل را متوقف کرد، در ادامه به بررسی دقیق‌تر این چالش‌ها می‌پردازیم.

۶.۲ چالش‌ها و راهکارها

◘ فاز اول

در طی آموزش مدل، چالش‌هایی روند آموزش مدل را دشوار کرد و باعث تعویق نتیجه‌دهی مدل شد. مهم‌ترین چالشی که در این پروژه با آن روبه‌رو شدیم، این بود که در طی آموزش هر دو مدل، پیش‌بینی‌های مدل، به رشته‌های خالی می‌انجامید. در این پروژه، در ابتدا، سعی شد که از یک مدل پیش‌آموزش دیده[2] برای اصلاح متون در زبان اوکراینی برای آموزش بیشتر در زبان فارسی استفاده شود. در روند آموزش مدل تا گام (step) حدود ۵۰۰۰ نیز در حال یادگیری بود، و می‌توانست تا حدی جملات فارسی ورودی را بازتولید و اصلاح کند و خطای آموزش کمتر از ۸.۰ شد. ولی با ادامه آموزش، مدل به سمت پیش‌بینی رشته‌های خالی به عنوان جملات اصلاح شده پیش می‌رود. در جدول ۳، نمونه‌هایی از پیش‌بینی‌های مدل مشاهده می‌شود. در نمونه‌های این جدول، جمله ورودی (input) و جمله هدف (target) به‌ترتیب عبارت اند از: "ای معلم گل اگر در فصل گل بوئیدنی است" و "ای معلم گل اگر در فصل گل بوییدنی است".

[2] https://huggingface.co/smartik/mt5-small-finetuned-gec-0.2

همان‌طور که مشاهده می‌شود، مدل تا گام حدود ۵۰۰۰، در حال یادگیری و پیشرفت است، ولی از این گام به بعد، رشته‌های به طول صفر به عنوان جمله اصلاح‌شده پیش‌بینی می‌کند. همچنین، در این مرحله مشاهده می‌شود که خطای آموزش[3] و ارزیابی[4]، همگرا نمی‌شود و تا حد زیادی نوسان دارد. این مشکل در حالی پیش آمده بود که هنوز یک دوره کامل (epoch)، تمام نشده بود.
به دلیل مشکل به وجود آمده و با توجه به جستجوهایی که برای رفع مشکل انجام شد، حدس ما بر این بود که مشکل می‌تواند ناشی از ایرادی در مدل باشد، به همین دلیل تصمیم گرفته شد که مدل دیگری برای آموزش انتخاب شود.

- **فاز دوم**

مدل دیگری که برای آموزش انتخاب شد، مدل ParsBERT بود. برای آموزش این مدل، به دلیل این‌که مدل پیش‌آموزش دیده برای تصحیح املایی و دستور زبانی وجود نداشت، از مدل پایه آن استفاده شد. پیکربندی استفاده شده برای روند آموزش برای این مدل، با مدل قبلی یکسان می‌باشد، با این تفاوت که از روش fine-tuning عادی استفاده شد و همچنین، به دلیل اینکه این مدل، یک مدل Encoder - Only می‌باشد، نیاز بود که برای ساخت یک مدل Seq-2-Seq، از یک ساختار Encoder - Decoder استفاده شود. همچنین در آموزش این مدل، از مدل پیش‌آموزش‌دیده پایه[5] آن استفاده شد. جدول ۴ تفاوت پیکربندی در روند آموزش این مدل را نشان می‌دهد.
پس از تنظیم پیکربندی، آموزش مدل شروع شد و تا گام حدود ۱۰۰۰۰، یادگیری به خوبی انجام می‌شد اما دوباره از این مرحله به بعد، رشته‌های خالی توسط مدل ساخته شد. به همین دلیل، حدس ما بر این بود که مشکل ممکن است از دادگان ورودی به مدل باشد، پس باید فرایندی برای اصلاح و پاکسازی دادگان انجام می‌شد.

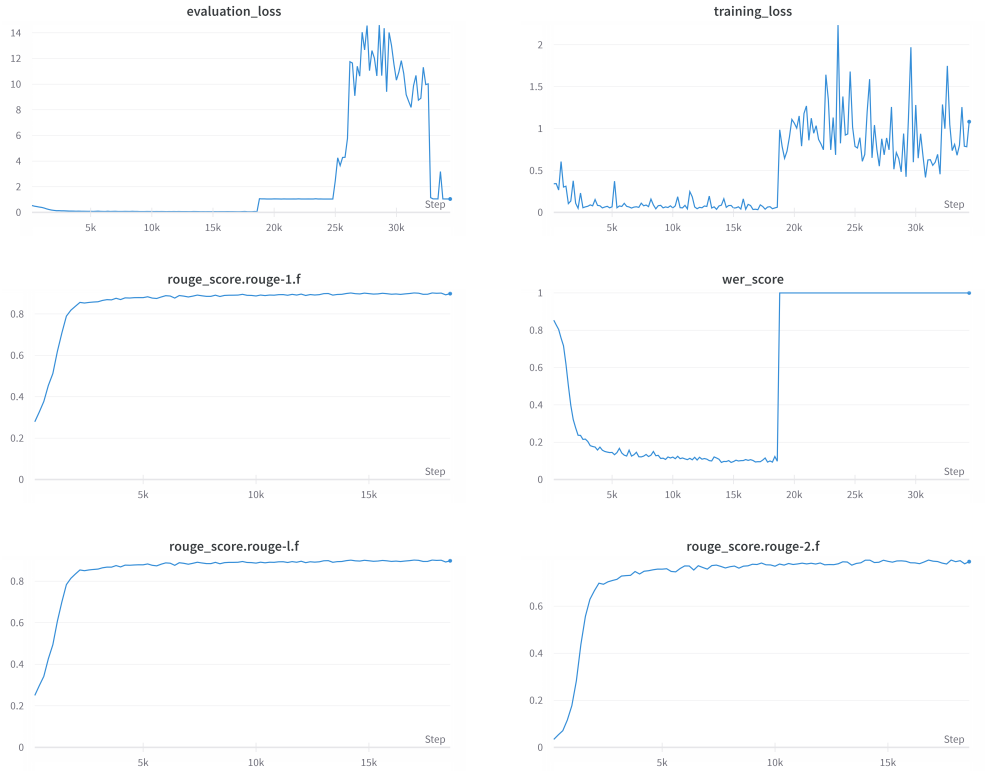
- **فاز سوم**

این‌بار سعی شد دادگان ورودی به مدل پاکسازی شوند. برای این کار، با استفاده از متریک میزان خطای کلمه[6]، تمامی جفت جمله‌های دادگان پردازش شد، و هر رکوردی که این خطا برای آن، بزرگتر یا مساوی ۳.۰ بود یا اینکه رشته ورودی یا هدف طول صفر داشت، از دادگان حذف شد. دلیل انتخاب این روش پاکسازی این بود که در بررسی رکوردهای دادگان به صورت دستی، مشاهده شد که رکوردهایی وجود دارند که جمله ورودی یا هدف، رشته خالی هستند یا اینکه، تعداد کلمات جمله ورودی با هدف تفاوت زیادی دارد (که علت آن می‌تواند حذف شدن احتمالی بخشی از عبارت در حین ساخت دادگان باشد). به این ترتیب، دادگان پاکسازی‌شده به وجود آمد که تنها حدود ۲ درصد حجم کمتری داشت.
پس از ایجاد دادگان پاکسازی شده، دوباره فرایند آموزش مدل ParsBERT را شروع کردیم، و تا حدی امیدوارکننده بود، اما باز هم مشاهده شد که این بار در گام حدود ۱۸۰۰۰، مدل شروع به تولید رشته‌های خالی کرد و خطای آموزش و ارزیابی شروع به نوسان کرد. شکل ۳ نمودار خطاها و متریک‌های اندازه‌گیری شده را نشان می‌دهد.

۷.۲ نتایج آموزش مدل

همان‌طور که گفته شد، بهترین مدلی که توانستم تاکنون در ساعات کارآموزی‌ام، آموزش دهم، مدلی بود که بر مبنای ParsBERT ساخته و آموزش داده شد ولی عملکرد چندان مناسبی ندارد. در جدول ۵، ورودی و خروجی‌هایی از این نسخه مدل، مشاهده می‌شود.

[3] Training Loss
[4] Evaluation Loss
[5] https://huggingface.co/HooshvareLab/bert-fa-zwnj-base
[6] Word Error Rate



شکل ۳: از بالا چپ به راست به ترتیب، خطای آموزش، خطای ارزیابی، متریک میزان خطای کلمه، متریک rouge-1 f measure، متریک rouge-2 f measure، متریک rouge-L f measure. دقت شود که همان‌طور که گفته شد، از گام حدود ۱۸۰۰۰ به بعد، رشته‌های خالی تولید می‌شود و به همین دلیل، متریک‌های rouge نمی‌توانند برای آن خروجی‌ها اندازه‌گیری شوند و فقط تا گام ۱۸۰۰۰ اندازه‌گیری شده اند.

در جدول بالا که چند نمونه اصلاح مدل آورده شده است، مشاهده می‌شود که در جداسازی "به" از عبارت بعدی آن، خوب عمل کرده است ولی در شناسایی جمع‌های مکسر و املای بعضی کلمات کم‌کاربرد (مثل پروتکل)، به درستی عمل نکرده است و انتظار داریم که درصورتی که مشکل تولید رشته‌های خالی رفع شود، مدل بتواند دقت خوبی از خود نشان دهد.

۳ نتیجه‌گیری

همان‌طور که گفته شد، در این پروژه سعی شده است که با توجه به مدل‌های موجود، مدلی برای اصلاح املایی و دستور زبانی در زبان فارسی توسعه داده شود. اما تاکنون به دلیل رخداد چالش‌های ذکرشده، مدل توسعه داده شده به دقت خوبی نرسیده است. حدس من بر این است که با پاکسازی دقیق‌تر دادگان موجود، یا ساخت دادگان جدید، بتوان به نتیجه خوبی رسید.

مراجع

[۱] L. Xue, N. Constant, A. Roberts, M. Kale, R. Al-Rfou, A. Siddhant, A. Barua, C. Raffel. “mT5: A massively multilingual pre-trained text-to-text transformer”, Mar. 2021.

[۲] M. Farahani, M. Gharachorloo, Ma. Farahani, M. Manthouri. “ParsBERT: Transformer-based Model for Persian Language Understanding”, May 2020.

[۳] M. R. Qorib, S.H. Na, H. T. Ng. “Frustratingly Easy System Combination for Grammatical Error Correction”, Jul. 2022.

[۴] S. Rothe, J. Mallinson, E. Malmi, S. Krause, A. Severyn. “A Simple Recipe for Multilingual Grammatical Error Correction”, Aug 2022.

[۵] K. Omelianchuk, V. Atrasevych, A. Chernodub, O. Skurzhanskyi. “GECToR – Grammatical Error Correction: Tag, Not Rewrite”, May 2020.

[۶] R. Oji, N. Taghizadeh, H. Faili. “PerSpellData: An Exhaustive Parallel Spell Dataset For Persian”, 2021.

[۷] E. Hu, Y. Shen, P. Wallis, Z. Allen-Zhu, Y. Li, S. Wang, L. Wang, W. Chen. “LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models”, Oct. 2021.

نوع پیکربندی	پیکربندی انتخاب شده در این پروژه
Programming Language	Python
Used Frameworks	PyTorch, Huggingface Libraries, Pandas, Numpy
Model	mT5
Checkpoint	smartik/mt5-small-finetuned-gec-0.2
Huggingface Model Class	mT5
Model Maximum Seq. Len.	256
Tokenizer	SentencePiece
Tokenizer Maximum Seq. Len.	256
Tuning Method	LoRA (Using peft library)
Loss Function	CrossEntropyLoss
Data Collator	DataCollatorForSeq2Seq
Initial Learning Rate	1e-3
Epochs	4
Batch Size	6 - 10
Learning Rate Scheduler	Linear
Lora Attention Dimension (r)	8
Lora Scaling parameter (alpha)	16
Lora Target Modules	"q" and "v"
Lora Dropout Probability	0.01
Device Specs	Kaggle Virt. Machine – 12 GB RAM – GPU Tesla P100 16 GB RAM

جدول ۲: پیکربندی آموزش مدل mT5

عبارت اصلاح‌شده توسط مدل	گام
"است گل معلم ای"	۱۰۰۰ >
"است گل فصل در اگر گل معلم ای"	۳۰۰۰
"است دیدنی گل فصل در اگر گل معلم ای"	۴۰۰۰
""	۵۰۰۰ <

جدول ۳: جملات اصلاح شده توسط مدل در گام‌های متفاوت

پیکربندی انتخاب شده برای ParsBERT	نوع پیکربندی
ParsBERT	**Model**
HooshvareLab/bert-fa-zwnj-base	**Checkpoint**
EncoderDecoderModel	**Huggingface Model Class**
WordPiece	**Tokenizer**
Traditional Fine-Tuning (Normal)	**Tuning Method**

جدول ۴: پیکربندی تغییریافته برای مدل ParsBERT

عبارت ورودی	عبارت هدف	عبارت اصلاح‌شده توسط مدل
به‌گونه‌ای که اغلب آنها با چهره‌ای حق‌بجانب می‌گویند	به‌گونه‌ای که اغلب آنها با چهره‌ای حق‌به جانب می‌گویند	به گونه ای که اغلب آنها با چهره ای حق بهب می گویند
بعنوان‌های اعتباری مشهور شد	به‌عنوان‌های اعتباری مشهور شد	به عنوان های اعتباری مشهور شد
سعید شاهرخی با اشاره به حوادث‌ها اخیر در کشور بیان داشت	سعید شاهرخی با اشاره به حوادث اخیر در کشور بیان داشت	سعید شاهرخی با اشاره به حوادث های اخیر در کشور بیان داشت
دریافت سفر هفته آینده سلطان قابوس به تهران یک سفر پرتکلی و معمولی نیست	دربافت سفر هفته آینده سلطان قابوس به تهران یک سفر پروتکلی و معمولی نیست	دریافت سفر هفته آینده سلطان قابوس به تهران یک سفر عمیق و معمولی نیست

جدول ۵: ورودی، خروجی و عبارت هدف در بهترین مدل به‌دست آمده تاکنون