

به نام خدا



دانشگاه تهران

دانشکدگان فنی

دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر



درس پردازش زبان طبیعی

تمرین شماره ۲

استاد درس: دکتر هشام فیلی

سرپرست دستیاران آموزشی: سمانه پیمانی راد

طراحان تمرین: علی خرم فر - امیرحسین بنکدار

آبانماه ۱۴۰۳

۳	مقدمه
سوال اول - پیاده‌سازی بازنمایی کلمات و جملات و کاربرد آن‌ها در بازیابی اطلاعات (۳۵ نمره)	
۴	مجموعه داده
۵	بخش اول: ساخت بردارهای جانمایی Term Frequency (۴ نمره)
۶	بخش دوم: ساخت بردارهای جانمایی TF-IDF (۸ نمره)
۶	بخش سوم: ساخت بردارهای جانمایی PPMI (۸ نمره)
۶	بخش چهارم: ارزیابی عملکرد بردارهای بازنمایی در مسئله‌ی بازیابی اطلاعات (۱۵ نمره)
۸	سوال دوم - محاسبه جانمایی Skip-gram و تحلیل احساسات (۴۰ نمره)
۸	مجموعه داده
۹	بخش اول: محاسبه بردارهای جانمایی skip-gram
۱۰	بخش دوم: آموزش و ارزیابی طبقه‌بند تحلیل احساسات با استفاده از جانمایی‌های Skip-gram
۱۰	بخش سوم: آموزش و ارزیابی طبقه‌بند تحلیل احساسات با استفاده از جانمایی‌های glove
۱۲	سوال سوم- مدل زبان‌بینایی (VLM) و فضای نهفته چندوجهی (۲۵ نمره)
۱۴	مجموعه داده
۱۴	بخش اول: تحلیل روابط بردارها (۱۰ نمره)
۱۵	بخش دوم: بررسی جفت کلمات در فضای دو بعدی (۱۰ نمره)
۱۶	بخش سوم: بررسی سوگیری جنسیتی در مدل‌های از پیش آموزش‌دیده (۵ نمره)
۱۷	ملاحظات (حتما مطالعه شود)

در این تمرین، هدف اصلی آشنایی با مفاهیم کلیدی در پردازش زبان طبیعی (NLP) و یادگیری ماشین است. دانشجویان با تکنیک‌های استخراج ویژگی‌های متنی مانند PPMI، TF-IDF و Skipgram و پیاده‌سازی آن‌ها برای نمایش برداری متون، و استفاده از این بردارها در الگوریتم‌های دسته‌بندی متون مثل Naïve Bayes و Logistic Regression آشنا می‌شوند. همچنین بخشی از تمرین به کار با امبدینگ‌های از پیش آموزش‌دهیده می‌پردازد که به کمک مدل‌های قدرتمندی مثل CLIP یا GloVe نمایش‌های برداری آمده‌ای را برای متن‌ها و تصاویر ارائه می‌دهند.

اهداف تمرین:

- یادگیری و پیاده‌سازی روش‌های استخراج ویژگی از متن
- دسته‌بندی متون با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین
- تحلیل و بررسی ارتباطات برداری در فضای نهفته

سوال اول - پیاده‌سازی بازنمایی کلمات و جملات و کاربرد آن‌ها در بازیابی اطلاعات (۳۵ نمره)

در پردازش زبان‌های طبیعی، یکی از چالش‌های اساسی تبدیل داده‌های متنی به بازنمایی‌های عددی مناسب است که الگوریتم‌های یادگیری ماشین بتوانند از آن‌ها استفاده کنند. بازنمایی^۱ مناسب می‌تواند به طور قابل توجهی بر عملکرد مدل‌ها تأثیر بگذارد. بازنمایی‌های کلمات و جملات را می‌توان به دو دسته‌ی کلی تقسیم کرد:

- بازنمایی‌های پراکنده (Sparse): مانند tf, tf-idf، و PPMI که بردارهایی با ابعاد بزرگ و بیشتر حاوی مقادیر صفر هستند.

- بازنمایی‌های متراکم (Dense): مانند GloVe، Word2Vec، و BERT که تلاش می‌کنند معنای کلمات را در فضای با بعد کمتر و به‌شکل پیوسته بازنمایی کنند.

در سیستم‌های بازیابی اطلاعات^۲، هدف اصلی یافتن اسناد^۳ یا پاسخ‌های مرتبط با یک پرس‌وجو^۴ است. انتخاب بازنمایی مناسب برای کلمات و جملات تأثیر قابل توجهی در کیفیت نتایج بازیابی دارد.

مجموعه داده

دیتاست Cranfield^۵ یکی از مجموعه‌داده‌های کلاسیک در حوزه‌ی بازیابی اطلاعات (IR) است که در دهه ۱۹۶۰ در دانشگاه کرنفیلد تهیه شده است. این مجموعه به عنوان یکی از اولین تلاش‌ها برای ارزیابی عملکرد سیستم‌های بازیابی اطلاعات مورد استفاده قرار گرفت و همچنان به عنوان یک دیتاست پایه‌ای در پژوهش‌های IR کاربرد دارد.

¹ embedding

² Information Retrieval

³ documents

⁴ query

⁵ <https://ir-datasets.com/cranfield.html>

اجزاء دیتاست Cranfield

- اسناد: شامل حدود ۱۴۰۰ مقاله علمی در زمینه‌ی مهندسی هوافضا.
- پرس‌وجوها (Queries): ۲۲۵ پرس‌وجو از پیش تعریف شده.
- ارتباط (Relevance): هر پرس‌وجو با مجموعه‌ای از اسناد مرتبط همراه است که به صورت دستی برچسب‌گذاری شده‌اند. میزان ارتباط هر جفت (query, doc) به صورت عددی بین ۱ - و ۴ بیان شده‌است.
 - الف) دیتاست Carnfield در فایل cran.tar.gz در اختیار شما قرار داده شده‌است. آن را بارگذاری کنید و پیش‌پردازش‌های لازم را روی آن انجام دهید. (می‌توانید برای بارگذاری و پیش‌پردازش از کدهای نوتبوک cranfield_preprocessing که در اختیار شما قرار داده شده‌است استفاده کنید.
 - ب) در این دیتاست میزان ارتباط هر جفت (query, doc) به صورت عددی بین ۱ - و ۴ بیان شده‌است.
- برای سادگی، هر جفت (query, doc) را تنها به دو شکل «مرتبط» یا «غیرمرتبط» در نظر بگیرید. مقادیر شباهت برابر با ۲ یا بیشتر را «مرتبط» و اعداد کوچک‌تر از ۲ را «غیرمرتبط» در نظر بگیرید. جفت‌هایی که در دیتاست به آن‌ها اشاره‌ای نشده‌است را «غیرمرتبط» در نظر بگیرید.

بخش اول: ساخت بردارهای جانمایی TERM FREQUENCY (۴ نمره)

- الف) پیش‌پردازش‌های موردنیاز همانند Tokenization را انجام دهید. سپس با استفاده از توکن‌های موجود در اسناد، واژگان^۶ را ایجاد کنید.
- ب) بر اساس واژگان ایجاد شده، بردارهای جانمایی Term Frequency را برای تمام اسناد و پرس‌وجوها بسازید. به عنوان مثال می‌توانید به Figure 6.3 در کتاب [jurafsky](#)^۷ مراجعه کنید.

⁶ vocabulary

⁷ <https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/>

توجه: برای پیاده‌سازی این بخش مجاز به استفاده از کتابخانه‌های آماده نیستید.

بخش دوم: ساخت بردارهای جانمایی TF-IDF (۸ نمره)

برای تمام اسناد و پرس‌وجوها بردارهای جانمایی را با روش TF-IDF بسازید. (در کتاب jurafsky ساخت بردارهای جانمایی TF-IDF برای کلمات توضیح داده شده است که در آن حالت بعد هر بردار به اندازه تعداد اسناد است، ولی در اینجا هدف تولید بردارهای TF-IDF برای اسناد است و بعد بردارها برابر اندازه واژگان است).

توجه: برای پیاده‌سازی این بخش مجاز به استفاده از کتابخانه‌های آماده نیستید.

بخش سوم: ساخت بردارهای جانمایی PPMI (۸ نمره)

الف) با استفاده از روش PPMI برای تمام کلمات داخل واژگان بردار جانمایی بسازید.
ب) سپس با استفاده از آن بردارها، برای تمام اسناد و پرس‌وجوها، بردار جانمایی بسازید. (می‌توانید از میانگین جانمایی توکن‌های یک سند به عنوان بردار جانمایی آن سند استفاده کرد. (می‌توانید توکن‌ها خارج از واژگان را در نظر نگیرید.))

توجه: برای پیاده‌سازی این بخش مجاز به استفاده از کتابخانه‌های آماده نیستید.

بخش چهارم: ارزیابی عملکرد بردارهای بازنمایی در مسئله‌ی بازیابی اطلاعات (۱۵ نمره)

در این مسئله، هدف ما این است که به ازای هر پرس‌وجو، بتوانیم اسنادی با بیشترین ارتباط با پرس‌وجوی موردنظر را پیدا کنیم.

برای محاسبه میزان ارتباط query و document، معیار شباهت Cosine Similarity بین بردار جانمایی پرس‌وجو و بردارهای جانمایی اسناد محاسبه می‌شود. هر چه مقدار Cosine Similarity بزرگ‌تر باشد، نشان‌دهنده‌ی ارتباط بیشتر بین (query, doc) است.

در این بخش، برای ارزیابی عملکرد بازیابی اطلاعات از معیار $MP@k$ (Mean Precision@ k) است. این معیار نشان می‌دهد که به طور میانگین در k نتیجه‌ی برتر، چه نسبتی از اسناد، مرتبط با پرس‌وجو بوده‌اند. فرمول $Precision@k$ به شکل زیر است:

$$P@k = \frac{\text{number of relevant documents in Top } - k}{k}$$

و $Mean\ Precision@k$ نیز به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$MP@k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^Q (P@K)_i$$

Q : number of queries

$(P@K)_i$: $P@K$ for i th query

الف) از بردارهای بازنمایی TF برای بازیابی اطلاعات استفاده کنید و عملکرد بردارهای بازنمایی را با $MP@5$ ارزیابی کنید.

ب) از بردارهای بازنمایی TF-IDF برای بازیابی اطلاعات استفاده کنید و عملکرد بردارهای بازنمایی را با $MP@5$ ارزیابی کنید.

ج) از بردارهای بازنمایی PPMI برای بازیابی اطلاعات استفاده کنید و عملکرد بردارهای بازنمایی را با $MP@5$ ارزیابی کنید.

سوال دوم – محاسبه جانمایی SKIP-GRAM و تحلیل احساسات (۴۰ نمره)

یکی از روش‌های موثر در پردازش زبان‌های طبیعی برای ایجاد بازنمایی‌های متراکم کلمات، مدل Word2Vec معرفی شده است. هدف این مدل، تولید بردارهایی است که کلمات با معنای مشابه را در فضاهای برداری نزدیک به یکدیگر قرار دهد. در این تمرین، شما با استفاده از بخشی از نظرات موجود در دیتاست JMDB، این مدل را آموزش می‌دهید و سپس با استفاده از بردارهای کلمات تولیدشده، برای نظرات دیتاست بردار جانمایی ایجاد می‌کنید. در نهایت، از این بازنمایی‌ها برای آموزش مدل‌های Naïve Bayes و Logistic Regression به منظور تحلیل احساسات^۸ استفاده خواهد شد.

تحلیل احساسات یکی از کاربردهای رایج در پردازش زبان‌های طبیعی است که هدف آن تشخیص احساسات مثبت، منفی یا خنثی در متن‌ها است. در این تمرین، شما از الگوریتم Logistic Regression برای طبقه‌بندی جملات به یکی ۲ دسته‌ی مثبت و یا منفی استفاده خواهید کرد.

برای آشنایی با Skip-gram می‌توانید به بخش مربوطه در کتاب jurafsky و یا دیگر منابع مراجعه کنید.

مجموعه داده

دیتاست IMDb یکی از معتبرترین و پرکاربردترین مجموعه‌های داده در زمینه تحلیل احساسات است که شامل نظرات کاربران درباره فیلم‌ها می‌باشد. این دیتاست از طریق keras.datasets قابل دسترس است.

ابتدا با استفاده از تابع `imdb.load_data` داده‌های آموزشی و تست را بارگذاری کنید.

⁸ Sentiment Analysis

بخش اول: محاسبه بردارهای جانمایی SKIP-GRAM

الف) هدف ما آموزش بردارهای جانمایی skipgram بر روی داده‌های بخش نظرات داده‌های آموزشی دیتابست IMDB است. برای کوتاه شدن فرآیند آموزش، تنها از بخش کوچکی از داده‌های آموزشی (مثلا ۱۰۰۰ نمونه و یا حتی در صورت نیاز تعداد کمتری) را به عنوان داده آموزشی انتخاب کنید و بر روی این داده‌ها پردازش‌های موردنیاز را انجام دهید.

ب) با در نظر گرفتن اندازه پنجره^۹ ۲، نمونه‌های مثبت را تولید کنید. سپس با استفاده از روش Negative Sampling به ازای هر نمونه مثبت، ۴ نمونه منفی تولید کنید.(از مقادیر دیگری را هم میتوانید استاده کنید)

ج) مدل skipgram را تعریف و پیاده‌سازی کنید. (برای پیاده‌سازی مدل ترجیحا از کتابخانه torch استفاده کنید)

د) مدل skipgram و آموزش دهید. سپس بردارهای جانمایی را از جمع ماتریس‌های embedding و context بسازید.

تنظیمات پیشنهادی:

- context window: 2
- number of negative samples: 4
- embedding dimension: 100
- batch size: 256
- learning rate: 0.001
- number of epochs: 10
- optimizer: adam
- device: cuda

⁹ context window

برای کوتاه کردن زمان آموزش می‌توانید مقادیر کوچک‌تری را برای اندازه‌ی دیتاست و یا تعداد epoch‌ها در نظر بگیرید. (برای بدست آوردن جانمایی با کیفیت بالاتر می‌توانید اندازه دیتاست و تعداد epoch‌ها را افزایش دهید)

بخش دوم: آموزش و ارزیابی طبقه‌بند تحلیل احساسات با استفاده از جانمایی‌های SKIP-GRAM

الف) در این بخش باید از تمام دیتاست IMDB استفاده کنید. پردازش‌های مورد نیاز را بر روی داده‌ها انجام دهید.

ب) با استفاده از بردارهای جانمایی skipgram بخش قبل، برای جملات قسمت نظرات دیتاست، بردار جانمایی تولید کنید. (می‌توانید با میانگین گرفتن از بردارهای جانمایی کلمات داخل هر عبارت، برای آن عبارت بردار جانمایی بسازید). با استفاده از این جانمایی‌ها دیتاست جدید را بسازید.

ج) طبقه‌بندی‌های Gausian Naïve Bayes و Logistic Regression را بر روی داده‌های آموزشی دیتاست جدید آموزش دهید و بر عملگرد آن‌ها را بر روی داده‌های تست ارزیابی کنید. برای ارزیابی، از تابع confusion matrix کتابخانه classification_report و sklearn استفاده کنید.

بخش سوم: آموزش و ارزیابی طبقه‌بند تحلیل احساسات با استفاده از جانمایی‌های GLOVE

این بخش سوم: آموزش و ارزیابی طبقه‌بند تحلیل احساسات با استفاده از جانمایی‌های GLOVE (Global Vectors for Word Representation)^{۱۰} یکی از مدل‌های محبوب برای تولید بازنمایی‌های متراکم (Dense) کلمات است.

این مدل بر پایه تحلیل ماتریس هم‌وقوعی (co-occurrence matrix) کلمات در یک مجموعه متنی بزرگ آموزش می‌بینند. برخلاف روش‌هایی مانند Word2Vec که فقط از پنجره‌های محلی استفاده می‌کند، GloVe از هم‌وقوعی‌های کل مجموعه داده بهره می‌برد. هدف این روش، نمایش کلمات

¹⁰ <https://nlp.stanford.edu/projects/glove/>

در یک فضای برداری فشرده به گونه‌ای است که معانی و روابط معنایی آن‌ها به خوبی در این فضا حفظ شود.

در این بخش هدف بارگذاری و استفاده از جانمایی‌های از پیش آموزش دیده‌ی Glove در مسئله تحلیل احساسات و مقایسه نتایج با بخش قبل (Skip-gram) است.

الف) ابتدا باید [فایل بازنمایی‌های از پیش آموزش دیده شده‌ی glove](#)^{۱۱} را دریافت و بارگذاری کنید.
(از بردارهای ۱۰۰۰ تایی استفاده کنید).

ب) با استفاده از بردارهای جانمایی glove، برای جملات قسمت نظرات دیتابست، بردار جانمایی تولید کنید. (می‌توانید با میانگین گرفتن از بردارهای جانمایی کلمات داخل هر عبارت، برای آن عبارت بردار جانمایی بسازید). با استفاده از این جانمایی‌ها دیتابست جدید را بسازید.

ج) طبقه‌بندهای Gausian Naïve Bayes و Logistic Regression را بر روی داده‌های آموزشی دیتابست IMDB آموزش دهید و بر عملگرد آن‌ها را بر روی داده‌های تست ارزیابی کنید. برای ارزیابی، از تابع confusion matrix و classification_report کتابخانه sklearn استفاده کنید.

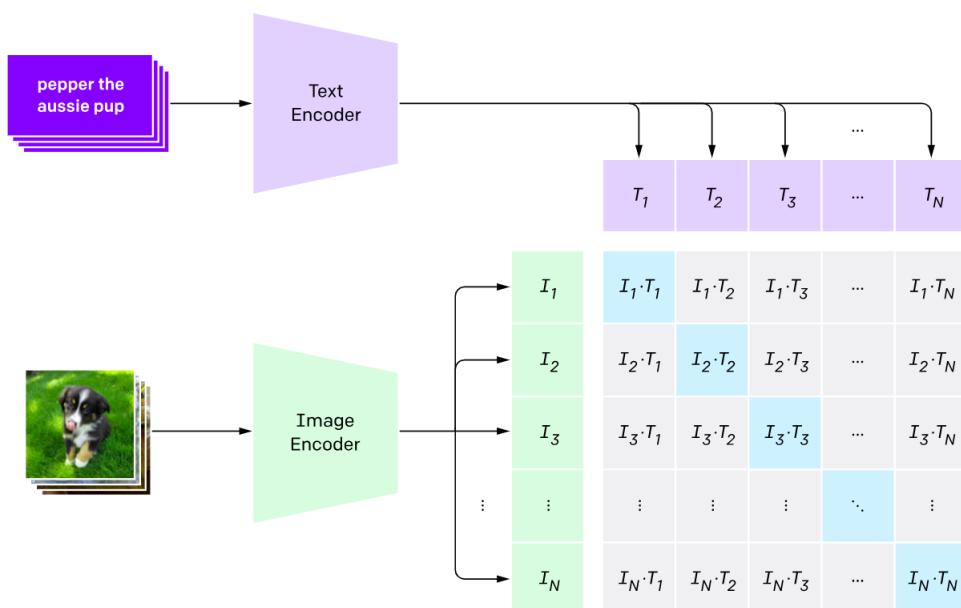
د) نتایج را با قسمت قبل (Skip-gram) مقایسه کنید.

^{۱۱} <https://downloads.cs.stanford.edu/nlp/data/glove.6B.zip>

سوال سوم - مدل زبان‌بینایی (VLM) و فضای نهفته چندوجهی (۲۵ نمره)

در این تمرین، قصد داریم شما را با یکی از پیشرفته‌ترین مفاهیم هوش مصنوعی یعنی مدل‌های زبان‌بینایی (VLMs) و فضای Embedding چندوجهی آشنا کنیم. این مدل‌ها ترکیبی از دو نوع ورودی، یعنی متن و تصویر، را پردازش می‌کنند و در کاربردهایی مثل توصیف تصویر^{۱۲}، پرسش و پاسخ تصویری^{۱۳} و جستجوی تصاویر مبتنی بر متن بسیار پرکاربرد هستند. در این تمرین، شما با مدل معروف CLIP که توسط OpenAI توسعه داده شده است، کار خواهید کرد.

CLIP توانسته با یکپارچه‌سازی فضای متنی و تصویری، گام بزرگی در ارتباط میان این دو حوزه بردارد. این مدل، پایه‌ی بسیاری از پیشرفتها در زمینه مدل‌های چندوجهی مانند GPT-4V و Gemini است. این مدل برای **تولید Embedding** از متن و تصویر، از دو انکدر جداگانه استفاده می‌کند: یک انکدر برای متن و یک انکدر برای تصویر.



¹² Image Captioning

¹³ VQA

در اینجا نیازی به آشنایی با جزئیات معماری داخلی این مدل‌ها ندارید. تمرکز ما روی استفاده از این انکدرهاست تا بتوانیم نمایش‌های برداری^{۱۴} مرتبط با ورودی‌های مختلف را به دست آوریم و تحلیل کنیم.

هدف از این تمرین، درک ارتباطات بین کلمات و بردارهای Embedding آن‌ها در یک فضای چندوجهی مشترک است. شما با استفاده از CLIP، قادر خواهید بود هر دو ورودی متنی و تصویری را به بردارهای Embedding آن‌ها تبدیل کنید و ارتباطات میان بردارها را درک نمایید.

برای سهولت کار شما 😊، توابعی آماده شده‌اند که امکان استخراج نمایش‌های برداری را برای شما فراهم می‌کنند و شما نیازی به بررسی مدل و نحوه عملکرد آن ندارید:

تابع متنی: با ورودی یک کلمه، بردار Embedding متن را برای شما بازمی‌گرداند.

تابع تصویری: با ارائه‌ی نشانی یک تصویر، بردار Embedding آن تصویر را تولید می‌کند.

توجه داشته باشید که بخش عمده‌ای از نمرو این تمرین وابسته به تحلیل نتایج است. هدف نهایی شما باید درک عمیق فضای نهفته و ارتباط میان بردارها باشد. این تمرین به شما کمک می‌کند تا با مفاهیم اساسی بردارهای Embedding آشنا شوید و آن‌ها را با مثال‌های عملی و ملموس درک کنید.

^{۱۴} Vector Representations

مجموعه داده

برای این سوال ۴ تصویر پیوست شده که در بخش اول بررسی خواهند شد.

بخش اول: تحلیل روابط بردارها (۱۰ نمره)

در این بخش، باید ارتباط بین کلمات را در فضای نهفته کشف کنید. همان‌طور که در درس توضیح داده شد، نمایش‌های نهفته، نگاشتهای عددی از کلمات هستند که به شما امکان می‌دهند عملیات‌های مختلف برداری (جمع، تفریق، و مشابهت) را انجام دهید.

الف) ابتدا بردارهای Embedding مربوط به چهار کلمه زیر را به دست آورید.

king, queen, man, woman

ب) عملیات زیر را بر روی این بردارها انجام دهید و سپس Similarity نتیجه‌ی حاصل با ۴ کلمه‌ی بالا را محاسبه کنید.

king – man + woman

ج) نتایج را به دقت تحلیل کرده و ارتباطات میان کلمات را توضیح دهید.

د) ابتدا هر ۴ تصویر را بارگذاری و مشاهده کنید. سپس با محاسبه بردار Embedding برای هر تصویر ارائه شده و هر ۴ کلمه قسمت قبل، میزان شباهت بردار هر کلمه با هر تصویر را محاسبه و مشابه‌ترین تصویر به هر کلمه را نمایش دهید. در نهایت تصویری که بیشترین شباهت با بردار نتیجه‌ی عملیات قسمت قبل (king – man + woman) دارد را نمایش داده و نتایج خود را تحلیل کنید.

بخش دوم: بررسی جفت کلمات در فضای دوبعدی (۱۰ نمره)

در این سوال، شما باید ارتباط میان جفت‌های کلمات را تحلیل کنید. برای نمایش بهتر این ارتباطات، از تکنیک کاهش ابعاد (Dimensionality Reduction) مانند PCA استفاده می‌کنیم. این روش به شما کمک می‌کند تا کلمات را در فضای دوبعدی به تصویر بکشید. برای کاهش ابعاد نیازی به پیاده‌سازی PCA نیست و می‌توانید از کتابخانه‌های آماده استفاده کنید. 😊

الف) ابتدا بردار Embedding کلمات زیر را به دست آورید و پس از کاهش ابعاد به دو بعد، هر کلمه را به عنوان یک نقطه در فضای دوبعدی نمایش دهید. نتیجه حاصل را تحلیل کنید.

man و king - ۱

woman و queen - ۲

sister و brother - ۳

aunt و uncle - ۴

ب) بردارهای بین جفت‌های کلمات را رسم کرده و ارتباطات میان آن‌ها را تحلیل کنید.

بخش سوم: بررسی سوگیری جنسیتی در مدل‌های از پیش آموزش دیده (۵ نمره)

سوگیری‌های جنسیتی (Gender Bias) و نژادی یکی از چالش‌های مهم در مدل‌های زبانی و بهویژه مدل‌های از پیش آموزش دیده هستند و در نتیجه ممکن است مدل هنگام پردازش داده‌های جدید، نتایجی نادرست و تبعیض‌آمیز تولید کند.

الف) مشابه مرحله‌ی قبل عمل کنید و نقاط مربوط به کلمات مشخص شده را در فضای دو بعدی نمایش دهید. در این مرحله نیازی به رسم بردار بین کلمات نیست.

man – woman – nurse – homemaker – carpenter - officer

ب) نتایج را تحلیل کنید و بررسی کنید که آیا این مدل به سوگیری جنسیتی دچار است یا خیر. اگر چنین است، توضیح دهید که دلیل آن چیست و چگونه می‌توان این سوگیری را کاهش داد.

برای مطالعه بیشتر

(مدل‌های زبان‌بینایی (VLM) مثل CLIP، در تلاش هستند تا زبان و تصویر را به یکدیگر متصل کنند و فهم مشترکی از این دو حوزه در یک فضای نهفته چندوجهی ایجاد کنند. یک نکته جالب در مورد CLIP این است که این مدل بدون نیاز به برچسب‌گذاری دستی داده‌ها (labeling)، توانسته است ارتباط میان متن و تصویر را یاد بگیرد. به این معنا که اگر شما یک تصویر و یک توضیح متنی داشته باشید، مدل CLIP می‌تواند بررسی کند که آیا این دو با هم سازگارند یا خیر.

این کار با استفاده از یادگیری کنتراستی (Contrastive Learning) انجام می‌شود که هدف آن این است که نمایش‌های نهفته متن و تصویر مشابه به یکدیگر نزدیک‌تر شوند و نمایش‌های غیرمشابه از هم فاصله بگیرند. در نهایت، مدل‌های چندوجهی نشان می‌دهند که هوش مصنوعی نه تنها قادر به درک چندین نوع داده است، بلکه می‌تواند با آن‌ها به‌شکل خلافانه و معناداری تعامل کند. این تحول‌ها در آینده راه را برای کاربردهای نوآورانه و هوشمندتری باز خواهند کرد).

تمامی نتایج شما باید در یک فایل فشرده با عنوان NLP-CA2-StudentID تحویل داده شود.

- خوانایی و دقت بررسی‌ها در گزارش نهایی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. به تمرين‌هایی که به صورت کاغذی تحویل داده شوند یا به صورت عکس در سایت بارگذاری شوند، ترتیب اثری داده نخواهد شد. **دقت کنید که حتماً گزارشات خود را در قالب ارائه شده برای تحویل تکالیف که در سامانه برای شما بارگذاری شده است ارسال بفرمایید.**
- کدهای نوشته شده برای هر بخش را با نام مناسب مشخص کرده و به همراه گزارش تکلیف ارسال کنید. همهٔ کدهای پیوست گزارش بایستی قابلیت اجرای مجدد داشته باشند. در صورتی که برای اجرا مجدد آن‌ها نیاز به تنظیمات خاصی می‌باشد بایستی تنظیمات مورد نیاز را نیز در گزارش خود ذکر کنید. **دقت کنید که تمامی کدها باید توسط شما اجرا شده باشند و نتایج اجرا در فایل کدهای ارسالی مشخص باشد. به کدهایی که نتایج اجرای آن‌ها در فایل ارسالی مشخص نباشد نمره‌ای تعلق نمی‌گیرد.**
- تمرين تا یک هفته بعد از مهلت تعیین شده با تأخیر تحویل گرفته می‌شود. دقت کنید که شما جمعاً برای تمام تکالیف، ۱۴ روز زمان تحویل بدون جریمه دارید که تنها از ۷ روز آن برای هر تمرين می‌توانید استفاده کنید، در صورتی که این ۱۴ روز به اتمام رسیده باشد، به ازای هر روز تأخیر در ارسال تمرين، ۵ درصد جریمه می‌شوید.
- توجه کنید این تمرين باید به صورت تک نفره انجام شود و پاسخ‌های ارئه شده باید نتیجه فعالیت فرد نویسنده باشد (همفکری و به اتفاق هم نوشتمن تمرين نیز ممنوع است). در صورت مشاهده تشابه به همه افراد مشارکت کننده، نمره صفر تعلق می‌گیرد و به استاد نیز گزارش می‌گردد.
- در صورت بروز هرگونه مشکل با ایمیل زیر در ارتباط باشید:
- سوال ۱ و ۲ - amirh.bonakdar@ut.ac.ir
- سوال ۳ - alikhoramfar@gmail.com

تاریخ آپلود تمرين	۱۴۰۳ آبان ۴
مهلت تحویل بدون جریمه	۱۴۰۳ آبان ۱۹
مهلت تحویل با تأخیر، با جریمه ۱۰ درصد	۱۴۰۳ آبان ۲۶