شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق
دکتر صفابخش

دانشگاه صنعتی امیرکبیر
(پلی تکنیک تهران)
دانشکده مهندسی کامپیوتر

رضا آدینه پور ۴۰۲۱۳۱۰۵۵

تمرین سوم
شبکه خودسازمان‌ده (SOM)
۳ اردیبهشت ۱۴۰۳

شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق

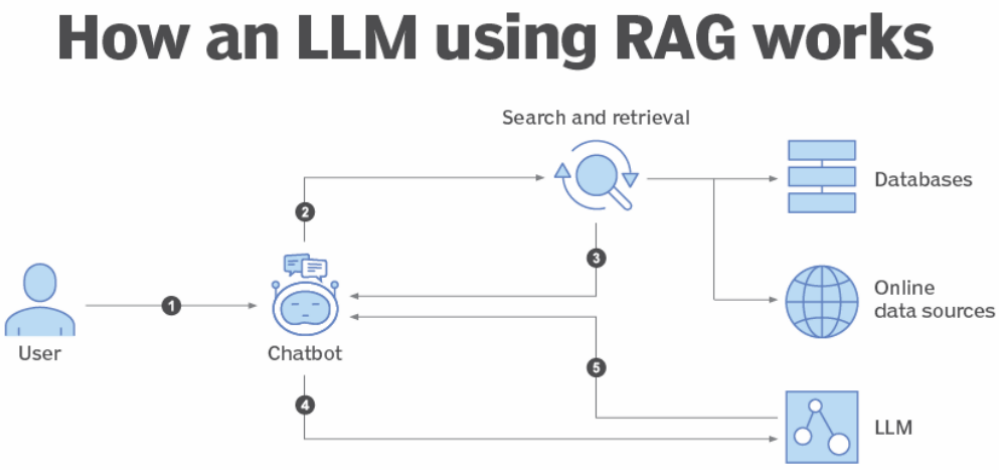
تمرین سوم

رضا آدینه پور ۴۰۲۱۳۱۰۵۵

دانشکده مهندسی کامپیوتر

سوال اول - عملی نظری

برای آموزش مدل‌های زبانی بزرگ (Large Language Model) که حاوی میلیون‌ها و میلیاردها پارامتر هستند، از حجم قابل توجهی داده استفاده می‌شود. اما در تمامی این مدل‌ها یک تاریخ قطع آموزش وجود دارد که مدل زبانی هیچ اطلاعاتی در خصوص داده‌های تولید شده‌ی پس از این زمان ندارد. به‌عنوان مثال، تاریخ قطع آموزش مدل GPT-3.5-turbu-instruction سپتامبر ۲۰۲۱ است و از همین رو این مدل ممکن است به سوالات مربوط به رویدادهای سال ۲۰۲۲، ۲۰۲۳ و ۲۰۲۴ پاسخ صحیح ندهد. چنین داده‌هایی که بعد از تاریخ قطع آموزش تولید شده‌اند و یا بخشی از داده‌ی آموزشی اولیه‌ی مدل زبانی نیستند را داده‌ی خارجی می‌گوییم. تکنیک تولید تقویت شده با بازیابی (RAG) رویکردی است که با استخراج داده‌ی خارجی متناسب با فرمان، دریافت شده و افزودن آن به‌عنوان ورودی به مدل زبانی تلاش می‌کند که فرمان ورودی را تقویت کرده و به مدل زبانی کمک می‌کند تا جواب مرتبط و متناسبی بسازد. به‌عنوان مثال در پاسخ به یک فرمان متنی مانند «چه‌کسی شرکت توییتر را درسال ۲۰۲۲ خرید؟» تمامی داده‌های خارجی متناسب با این فرمان را استخراج می‌کند و آن‌ها را به‌عنوان ورودی به مدل زبانی GPT-3.5-turbo-instruct می‌دهد تا مدل زبانی بتواند با دانش دریافت شده پاسخ متناسبی تولید کند. این رویکرد نیاز به آموزش مجدد و با بازتنظیم (Fine tune) مدل زبانی را برطرف می‌سازد. در این پروژه می‌خواهیم با استفاده از شبکه‌های خودسازمان‌ده این تکنیک را پیاده‌سازی کنیم.



شکل ۱: فرآیند کلی RAG در یک مدل زبانی بزرگ

وظیفه اصلی RAG جست‌وجو معنایی (Semantic search) در پایگاه داده‌های اطلاعاتی و بازیابی اطلاعات خارجی دارای تناسب محتوایی با فرمان داده‌شده به یک مدل زبانی است.برای تسهیل جست‌وجوی معنایی، ابتدا داده‌های خارجی استخراج شده به بازنمایی‌های عددی یا برداری تبدیل می‌شوند که به این بازنمایی، تعبیه‌ی متن (Text embedding) می‌گوییم. در زمان بازیابی نیز ابتدا فرمان متنی به بازنمایی برداری تبدیل می‌شود و سپس نزدیک‌ترین بردارهای داده‌ی خارجی متناسب با آن استخراج می‌شود. شکل «۱» دیاگرام کلی این فرآیند را نشان می‌دهد. چالش اصلی این رویکرد این است که جست‌وجوی معنایی ذکر شده به دلیل نیازمندی به محاسبه‌ی فاصله‌ی بردار فرمان با حجم عظیمی از بردارهای داده‌ی خارجی، به منابع پردازشی و

محاسباتی زیاد و زمان قابل توجهی نیاز دارد. بنابر این پیدا کردن رویکردی که جست‌وجوی معنایی را به‌صورت کارا انجام دهد بسیار حائز اهمیت است.

برای افزایش کارایی جست‌وجو معنایی، یک رویکرد رایج این است که بردارهای داده‌های خارجی را خوشه‌بندی کنیم و در زمان جست‌وجو نیز ابتدا خوشه مشابه با بردار فرمان ورودی را پیدا می‌کنیم و سپس شباهت بردارهای داده‌های خارجی متعلق به آن خوشه با بردار فرمان را محاسبه می‌کنیم و اگر شباهت بردارها از یک آستانه بیشتر باشد، آنها را به‌عنوان اطلاعات مرتبط درنظر می‌گیریم.

۱. در این پروژه قصد داریم برای خوشه‌بندی داده‌های خارجی از شبکه خودسازمان‌ده استفاده کنیم. بررسی کنید که در این شبکه‌ها نسبت به سایر روش‌های خوشه‌بندی که در یادگیری ماشین به‌کار گرفته می‌شود، چه مزایا و معایبی دارد؟ به نظر شما، چرا استفاده از شبکه خودسازمان‌ده به صورت با نظارت صورت نمی‌گیرد؟ فرآیند یادگیری این مدل‌ها را توضیح دهید.

پاسخ

قبل از بررسی مزایا و معایب شبکه SOM نیاز است که یک‌سری پیش‌نیاز ها را توضیح دهیم. پیش از هر چیزی ابتدا می‌بایست انواع الگوریتم های یادگیری ماشین و دلیل استفاده از آنهارا توضیح دهیم. الگوریتم های یادگیری ماشین به ۳ دسته مختلف تقسیم می‌شوند:

(آ) یادگیری با نظارت (Supervised Learning)

(ب) یادگیری نیمه نظارتی (Semi-supervised Learning)

(ج) یادگیری بدون نظارت (Unsupervised Learning)

در یادگیری بانظارت، داده و لیبل‌های متناظر با آنها را داریم. در یادگیری نیمه نظارتی، صرفا بخشی از داده‌ها لیبل دارند و لیبل بقیه داده‌ها مشخص نیست. دسته آخر که مورد بحث ماست، یادگیری بدون نظارت است که داده‌های موجود، لیبل ندارند و به ازای داده‌های مختلف، خروجی مناسب را نمی‌دانیم و از الگوهای پنهان در داده‌ها اطلاعی نداریم. در این صورت است که به سمت الگوریتم‌های بدون نظارت می‌آییم تا به الگوریتم این اجازه را بدهیم که هرچه را می‌تواند یاد بگیرد و اطلاعات پنهان در داده‌ها را مشخص کند. الگوریتم‌های خوشه‌بندی در این دسته قرار می‌گیرند و دلیل قرارگیری در این دسته آن است که ما هیچ اطلاعاتی درمورد داده‌های ورودی نداریم و به دنبال ایجاد وابستگی میان آنها هستیم. الگوریتم‌های خوشه‌بندی این امکان را برای ما فراهم می‌سازد تا داده‌های شبیه به هم را در یک دسته قرار دهد. در این باره در صفحه ۱۴۱ [۱] گفته شده است:

« **تکنیک‌های خوشه‌بندی زمانی اعمال می‌شوند که کلاسی برای پیش‌بینی وجود نداشته باشد، بلکه زمانی که نمونه‌ها باید به گروه‌های طبیعی تقسیم شوند، اعمال می‌شوند.** »

پس اگر با داده‌هایی مواجه بودیم که اطلاعاتی در مورد آنها نمی‌دانیم، خوشه‌یابی بهترین روش برای درک وابستگی‌ها میان داده‌هاست. الگوریتم‌های خوشه‌یابی را می‌توان به‌صورت زیر دسته‌بندی کرد:

(a) Density-based

(b) Distribution-based

(c) Centroid-based

(d) Hierarchical-based

در الگوریتم‌های خوشه‌یابی مبتنی بر چگالی، داده‌ها بر اساس تراکم و غلظت داده‌ها در نقاط مختلف تقسیم‌بندی می‌شود.

پاسخ

در خوشه‌یابی توزیع شده، اساس خوشه یابی به‌صورت احتمالی است. یعنی برای تمام نقاط یک احتمال تعلق به یک خوشه خاص درنظر گرفته می‌شود که با دور شدن داده از مرکز آن خوشه، احتمال تعلق داده به خوشه مربوطه کاهش پیدا می‌کند.
پرکاربرد ترین و سریع‌ترین نوع خوشه‌یابی، خوشه‌یابی Centroid است. این الگوریتم نقطه‌ها را بر اساس چندین مرکز در داده‌ها جدا می‌کند و هر نقطه بر اساس مجذور فاصله‌اش تا مرکز داده به یک خوشه اختصاص می‌یابد.
استفاده از خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی محدود تر از سایر روش هاست. بدین صورت است که برای داده‌هایی که ذاتا به صورت سلسله‌مراتبی هستند استفاده می‌شود. مانند داده‌های مربوط به یک پایگاه داده.
الگوریتم های مختلفی برای خوشه‌یابی وجود دارد که می‌توان چندتا از آنها را به‌صورت زیر نام برد:

(a) SOM

(b) K-means

(c) DBSCAN

(d) Gaussian Mixture

(e) BIRCH

(f) Affinity Propagation

(g) Mean-Shift

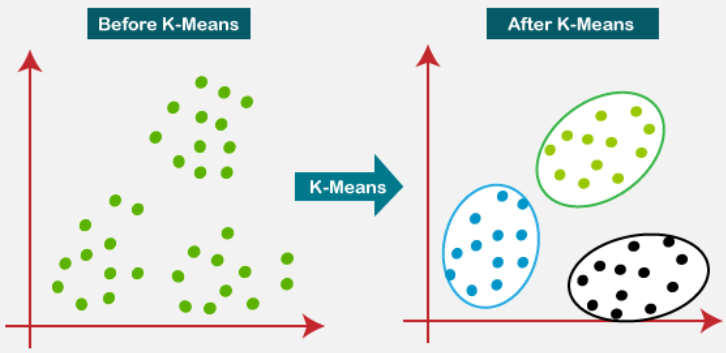
(h) OPTICS

در این سوال به بررسی دو مورد از مهم‌ترین الگوریتم ها یعنی SOM و K-means می‌پردازیم.

(آ) **K-Means:** الگوریتم K-Means یک الگوریتم بدون نظارت، مبتنی بر مرکز و تکراری (iterative) است که داده های ورودی را دریافت می‌کند و آنها را به K دسته تقسیم می‌کند. مقدار K می‌بایست از قبل مشخص باشد. هدف در الگوریتم K-Means به حداقل رساندن مجموع فواصل بین دو نقطه داده شده و خوشه مربوط به آنهاست و تا زمانی که مینیمم فاصله را پیدا نکند، الگوریتم متوقف نمی‌شود.

ذکر این نکته الزامی است که در این الگوریتم، آموزشی‌ای صورت نمی‌گیرد و صرفا یک کار تکراری چندین بار تکرار می‌شود تا زمانی که بهینه‌ترین حالت پیدا شود.

شکل «۲» نحوه عملکرد الگوریتم K-Means را نشان می‌دهد.



شکل ۲: ساختار الگوریتم K-Means

پاسخ

مراحل انجام الگوریتم K-Means به‌صورت زیر است:

(آ) **مرحله ۱:** انتخاب مقدار K بر اساس تعداد خوشه‌ها. اگر تعداد خوشه‌ها را نمی‌دانیم، عددی بزرگ را انتخاب می‌کنیم.

(ب) **مرحله ۲:** انتخاب K نقطه به‌صورت رندم و تصادفی.

(ج) **مرحله ۳:** قرار دادن هر نقطه در نزدیک‌ترین مرکز آن. (مرکز K خوشه‌ای که از قبل تعیین شده است.)

(د) **مرحله ۴:** واریناس را حساب کرده و مرکز جدید را برحسب واریانس انتخاب کرده

(ه) **مرحله ۵:** تکرار مرحله ۳. یعنی قرار دادن هر نقطه در مرکز جدید تعیین شده

(و) **مرحله ۶:** اگر هر تخصیص مجددی رخ داد به مرحله ۴ باید برویم درغیر این صورت به مرحله ۷

(ز) **مرحله ۷:** پایان الگوریتم

*

References

[1] Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, 2016.

[2] Zeng GL. A deep-network piecewise linear approximation formula. IEEE Access. 2021 Aug 31;9:120665-74.

۲. مجموعه داده ارائه شده در این پروژه شامل رویدادهای سه‌سال متوالی از ۲۰۲۲ تا ۲۰۲۴ است که از سایت ویکی‌پدیا جمع‌آوری شده است. داده‌ی مربوطه را بارگزاری کنید و پیش‌پردازش‌های متنی شامل حذف کلمات ایست (Stop word)، واحدسازی کلمات (Tokenization) و تبدیل به بردارهای GloVe را روی آ ن انجام دهید.

۳. پارامترهای ورودی مدل `minisom` را توضیح دهید. پارامترّای شبکه خودسازمان‌ده خود را تنظیم کنید و شبکه را بر روی داده‌های مربوطه آموزش دهید. (مقادیر تمامی پارامترها را در گزارش خود اضافه کنید.) سپس به‌ازای هر داده‌ی ورودی واحد، منطبق (Best matching unit) با آن را به‌دست آورید و به‌عنوان نمایه‌ی داده‌ی مربوطه ذخیره کنید.

۴. برای ۵۰ رویداد که به‌صورت تصادفی از مجموعه داده انتخاب شده‌اند، نقشه خروجی را رسم کنید. نقشه‌ی به‌دست آمده را تفسیر کنید.

۵. فرآیند جست‌وجو را به‌صورت زیر برای سه رویداد دلخواه از سه‌سال گذشته انجام دهید. (می‌توانید از پرسش‌های موجود درفایل `sample_questions.txt` کمک بگیرید.) و خروجی مربوطه را در گزارش خود اضافه کنید.

- تبدیل پرسش به بردار
- پیداکردن نمایه‌ی متناسب با پرسش مربوطه
- پیدا کردن تمامی داده‌های خارجی نمایه‌ی مورد نظر
- محاسبه معیار شباهت کسینوسی و خروجی دادن بردارهای داده‌های خارجی با شباهت بیشتر از آستانه. (چرا معیار کسینوسی در این مسئله انتخاب مناسبی است؟)