

فرم پیشنهاد پروژه درس یادگیری عمیق

۱- مشخصات اعضای گروه

نام و نام خانوادگی: پارسا عباسی سراستانی
گرایش: هوش مصنوعی و رباتیکز
شماره دانشجویی: ۹۹۷۲۲۰۹۴

نام و نام خانوادگی: محمد ابراهیمی
گرایش: هوش مصنوعی و رباتیکز
شماره دانشجویی: ۹۹۷۲۲۰۰۴

۲- مشخصات دستیار آموزشی راهنما

نام و نام خانوادگی: هومن مهرآفرین

۳- موضوع پروژه

به فارسی:

شبکه‌های توجه گرافی

به انگلیسی:

Graph Attention Networks (GATs)

۴- واژگان کلیدی

به فارسی:

شبکه عصبی گرافی، مکانیزم‌های توجه، شبکه توجه گرافی، شبکه عصبی، تحلیل گراف، گراف نامتجانس

به انگلیسی:

Graph Neural Network, Attention Mechanisms, Graph Attention Network, Neural Network, Graph Analysis, Heterogeneous Graph

۵- خلاصه پیشنهاد پروژه

در بسیاری از مسائل ساختار داده‌ها و ارتباط و وابستگی‌های بین هر موجودیت داده می‌تواند از اهمیت قابل توجهی برخوردار باشد. یکی از این داده‌ساختارهای بسیار مهم گراف‌ها می‌باشند که جهت مدل‌سازی در گستره‌ای از سیستم‌ها، از علوم اجتماعی گرفته تا علوم طبیعی، مورد استفاده قرار می‌گیرند. با وجود اهمیت بالا، غنای معنایی و کاربرد زیاد گراف‌ها اما امکان اعمال مستقیم الگوریتم‌های رایج یادگیری ماشین و یادگیری عمیق نظیر شبکه‌های عصبی بر روی چنین ساختاری میسر نبوده است. از همین رو پس از پژوهش‌های متعدد در زمینه تطبیق الگوریتم‌های یادگیری ماشین بر روی گراف، نهایتاً شبکه‌های عصبی گرافی^۱ معرفی شد که توانست به خوبی شبکه‌های عصبی عمیق^۲ را جهت تعامل مستقیم با داده‌های گرافی گسترش داده و در مسائل مختلف عملکرد بسیار خوبی از خود نشان دهد.

پس از این موفقیت چشم‌گیر، پژوهش‌های ارزشمندی بر روی این نوع از شبکه‌های عصبی انجام گرفت و ایده‌های مختلفی از هر دو حوزه تحلیل گراف و همچنین یادگیری عمیق بر روی این شبکه‌ها اجرایی گردید. یکی از مهم‌ترین این پژوهش‌ها، معرفی شبکه‌های کانولوشنی گرافی^۳ بود که توانست ایده قدرتمند شبکه‌های کانولوشنی را متناسب با ساختار شبکه‌های عصبی گرافی تغییر و پیاده کند.

در ادامه این پژوهش‌ها همانطور که در سال‌های گذشته بحث مکانیزم‌های توجه^۴ در بسیاری از شبکه‌های عصبی مطرح شد و توانستند عملکرد مدل‌ها را به مقدار قابل توجهی بهبود دهند، این مکانیزم‌ها جهت استفاده در شبکه‌های عصبی گرافی نیز مورد پژوهش و آزمایش قرار گرفتند. در مقاله [1] نشان داده می‌شود که با بهره‌گیری این مکانیزم‌ها نظیر خود-توجهی^۵ بر روی ساختار شبکه عصبی گرافی (بر پایه کانولوشن)، هر راس در گراف قادر خواهد بود به ویژگی‌های همسایگانش توجه نشان داده و وزن متفاوتی را برای تاثیر هر کدام از آن‌ها بر روی خود در نظر بگیرد. لازم به ذکر است که شبکه توجه گرافی به شکل غیر-طیفی^۶ عمل می‌کند بدین معنی که هنگام عمل کانولوشن بجای وابستگی بر ویژگی‌های کل گراف تنها به همسایگی مرتبه اول هر راس اتکاف می‌کند. این امر سبب می‌شود که شبکه توجه گرافی بتواند بر روی ساختارهای گرافی تاکنون دیده‌نشده نیز از عمومیت^۷ خوبی برخوردار باشد.

هرچند که شبکه توجه گرافی قادر است اهمیت بین راس‌ها و همسایگان‌شان را یاد بگیرد اما همچون تمام شبکه‌های عصبی گرافی که پیش‌تر از آن نیز معرفی شده بودند تنها بر روی گراف‌های متجانس^۸ قابل اعمال هستند یعنی گراف‌هایی که در آن‌ها فقط یک نوع^۹ راس و یال وجود دارد. اما بسیاری از مسائل دنیای واقعی بصورت گراف‌های نامتجانس^{۱۰} مدل می‌شوند بدین معنی که هر کدام از رئوس و حتی یال‌ها می‌توانند انواع مختلف خود را داشته باشند. به عنوان مثال می‌توانیم شبکه‌ای در نظر بگیریم شامل رئوس نوع کتاب، نویسنده، ناشر و کتابخوان. آنگاه روابط بین این رئوس نیز معنای مختلفی را تداعی خواهند کرد. همچنین هر کدام از رئوس می‌توانند ویژگی‌ها و در نتیجه فضای ویژگی^{۱۱} مختص به خود را داشته باشند. در مثال معرفی شده، کتاب می‌تواند شامل ویژگی‌های عنوان، موضوع، خلاصه پشت جلد و... باشد اما نویسنده می‌تواند ویژگی‌های انسانی همچون نام، سن، جنسیت، ملیت، رشته تحصیلی و... داشته باشد. مقاله [2] به خوبی توانسته است با تغییرات لازم ساختاری و همچنین استفاده از دو نوع مختلف توجه به شکل سلسله-مراتبی^{۱۲} (توجه در سطح راس^{۱۳} و توجه در سطح معنایی^{۱۴})، شبکه توجه گرافی را جهت پشتیبانی از گراف‌های نامتجانس گسترش دهد و شبکه توجه گرافی نامتجانس^{۱۵} را معرفی کند.

¹ Graph Neural Networks

² Deep Neural Networks

³ Graph Convolutional Networks

⁴ Attention Mechanisms

⁵ Self-Attention

⁶ Non-spectral

⁷ Generalization

⁸ Homogeneous Graphs

⁹ Type

¹⁰ Heterogeneous Graphs

¹¹ Feature space

¹² Hierarchical

¹³ Node-level attention

¹⁴ Semantic-level attention

¹⁵ Heterogeneous Graph Attention Network

هدف از این پروژه پیاده‌سازی مقاله مرتبط با شبکه‌های توجه گرافی نامتجانس خواهد بود، با این حال از آنجا که ایده این مقاله و پیاده‌سازی آن کاملاً بر پایه شبکه‌های توجه گرافی صورت گرفته در نتیجه نهایتاً هر دو مقاله پیاده‌سازی خواهند شد. مجموعه داده‌های مورد استفاده مطابق با آزمایشات انجام گرفته در مقاله شبکه‌های توجه گرافی نامتجانس خواهد بود که جزئیات آن‌ها در جدول ۱ آمده است:

نام	منبع داده	داده‌ها	روش برچسب‌گذاری	فرا-مسیرها ^{۱۶}	کلاس‌ها
DBLP	DBLP	۱۴۳۲۸ مقاله (P) ۴۰۵۷ نویسنده (A) ۲۰ کنفرانس (C) ۸۷۸۹ عبارت (T)	برچسب‌گذاری نویسندگان طبق کنفرانس‌هایی که در آن‌ها مقاله ثبت کرده‌اند.	نویسنده-مقاله-نویسنده (APA) نویسنده-مقاله-کنفرانس-مقاله-نویسنده (APCPA) نویسنده-مقاله-عبارت-مقاله-نویسنده (APTPA)	پایگاه داده داده‌کاوی یادگیری ماشین بازبازی اطلاعات
ACM	KDD SIGMOD SIGCOMM MobiCOMM VLDB	۳۰۲۵ مقاله (P) ۵۸۳۵ نویسنده (A) ۵۶ موضوع (S)	برچسب‌گذاری مقالات طبق کنفرانس‌هایی که در آن‌ها چاپ شده‌اند.	مقاله-نویسنده-مقاله (PAP) مقاله-موضوع-مقاله (PSP)	پایگاه داده ارتباطات بی‌سیم داده‌کاوی
IMDB	IMDB	۴۷۸۰ فیلم (M) ۵۸۴۱ بازیگر (A) ۲۲۶۹ کارگردان (D)	برچسب‌گذاری فیلم‌ها طبق ژانر آن‌ها.	فیلم-بازیگر-فیلم (MAM) فیلم-کارگردان-فیلم (MDM)	اکشن کمدی درام

جدول ۱ - جزئیات مجموعه داده‌های مورد استفاده

در مقاله [2] از معیار ارزیابی Micro-F1 و Macro-F1 استفاده شده و همچنین به دلیل واریانس بالای گراف، میانگین ۱۰ مرتبه پردازش گزارش شده است. در روش Macro-F1 ابتدا F1-score هر کدام از کلاس‌ها طبق فرمول زیر محاسبه شده سپس به سادگی از همگی آن‌ها میانگین گرفته می‌شود.

$$F1 - score(class_i) = \frac{TP_{class_i}}{TP_{class_i} + \frac{1}{2}(FP_{class_i} + FN_{class_i})}$$

$$F1 - score = \frac{F1 - score(class_i) + \dots + F1 - score(class_n)}{n}$$

اما در روش Micro-F1 کل داده‌ها با همدیگر در نظر گرفته می‌شوند بدین معنی که تمام نمونه‌های درست برچسب‌گذاری شده به منزله True Positive و مابقی که نادرست برچسب‌گذاری شده‌اند False Positive در نظر گرفته می‌شوند. در روش Micro هر چهار معیار F1, Precision, Recall و Accuracy مقدار برابری خواهند داشت و طبق فرمول زیر محاسبه می‌شوند:

$$Micro - F1 = \frac{TP}{TP + FP}$$

کدهای رسمی مقالات مورد استفاده در گیت‌هاب منتشر شده و از طریق لینک‌های زیر در دسترس می‌باشند:

- [GAT - Graph Attention Network](#)
- [HAN - Heterogenous Graph Attention Network](#)

¹⁶ Meta-paths

- [1] [Petar Veličković, Guillem Cucurull, Arantxa Casanova, Adriana Romero, Pietro Liò, & Yoshua Bengio \(2018\). Graph Attention Networks. International Conference on Learning Representations.](#)
- [2] [Xiao Wang, Houye Ji, Chuan Shi, Bai Wang, Peng Cui, P. Yu, & Yanfang Ye. \(2021\). Heterogeneous Graph Attention Network.](#)