مجله محاسبات نرم، جلد 13، شماره 2 (پاییز و زمستان 1403)، صفحه 128_153
https://doi.org/10.22052/scj.2024.253476.1181

مجله محاسبات نرم
SOFT COMPUTING JOURNAL
تارنمای مجله: scj.kashanu.ac.ir

دانشگاه کاشان
University of Kashan

پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های علمی با استفاده از یادگیری ماشین و گراف‌های وزن‌دار✧

سیدمهدی وحیدی پور[1*]، استادیار، علیرضا محمدی[1]، کارشناسی ارشد

[1] دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران.

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:
دریافت 6 شهریور ماه 1402
پذیرش 11 دی ماه 1402

کلمات کلیدی:
پیش‌بینی پیوند
شبکه ارجاعات
شبکه همکاری نویسندگان
یادگیری ماشین

چکیده

با سرعت گرفتن رشد علم و انتشار مقالات و افزایش زمینه‌های علمی، یافتن همکار پژوهشی مناسب، یافتن منابع تحقیق و زمینه تحقیق برای محققان و نهادهای مربوطه، روز به روز سخت‌تر می‌شود. با انتخاب درست این موارد، می‌توان بیشترین بازدهی را از هزینه و زمان صرف شده برای پژوهش کسب کرد. برای حل این مساله می‌توان با ایجاد شبکه‌ای شامل مقالات، دانشمندان و سایر موجودیت‌های علمی و ارتباطات بین آنها، یک شبکه علمی ایجاد کرد و با استفاده از پیش‌بینی پیوند ارتباطاتی که در آینده شکل می‌گیرد را پیش‌بینی کرد. در این مقاله چارچوبی مبتنی بر یادگیری ماشین برای پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های علمی ارائه شده است. در این چارچوب با وزن‌دهی شبکه بر اساس زمان و محتوا، محاسبه ویژگی‌های ساختاری و متنی جاسازی شده و انتخاب و استخراج ویژگی انجام می‌شود. در نهایت نمونه‌گیری منفی با استفاده از خوشه‌بندی تولید می‌شود تا یک مدل یادگیری ماشین برای پیش‌بینی پیوند آموزش داده شود. هر یک از مراحل این چارچوب به صورت جدا و همه با هم آزمایش شدند و نتایج نشان داد روش وزن‌دهی پیشنهاد شده برای شبکه ارجاعات و همکاری نویسندگان باعث افزایش دقت معیارهای شباهت وزن‌دار و در نتیجه افزایش دقت کل الگوریتم می‌شود. همچنین نمونه‌گیری منفی با استفاده از خوشه‌بندی باعث بهتر آموزش داده شدن الگوریتم یادگیری ماشین می‌شود. ویژگی‌های متنی داده‌های علمی مانند عنوان و چکیده مقالات نیز نقش موثری در پیش‌بینی پیوندهای آینده دارند.

1. مقدمه

شبکه‌ها در زندگی امروزه ما نقش مهمی دارند و تحلیل شبکه‌ها اطلاعات مفیدی در اختیار ما قرار می‌دهد [1]- [2]. این اطلاعات این امکان را فراهم می‌کند که رفتار شبکه‌ها را بهتر درک کنیم و چگونگی تکامل آن‌ها را در آینده شبیه‌سازی کنیم. پیش‌بینی پیوند یکی از تحلیل‌هایی است که روی شبکه‌ها انجام می‌شود و امروزه اهمیت زیادی پیدا کرده است. پیش‌بینی پیوند به معنای یافتن پیوندهای از دست رفته و یا پیش‌بینی پیوندهای آینده است [3]- [4]. این پیش‌بینی می‌تواند بر اساس پیوندهای موجود در حال حاضر شبکه، ویژگی‌های راس‌های شبکه و یا هر دو انجام شود [5].

افراد جدیدی که یک شبکه اجتماعی پیشنهاد دنبال کردن آنها را

✧ نوع مقاله: پژوهشی

* نویسنده مسئول
پست(های) الکترونیک: vahidipour@kashanu.ac.ir (وحیدی پور)
alirezamohamadi@grad.kashanu.ac.ir (محمدی)

نحوه ارجاع به مقاله: سیدمهدی وحیدی پور، علیرضا محمدی، «پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های علمی با استفاده از یادگیری ماشین و گراف‌های وزن‌دار»، مجله محاسبات نرم، جلد 13، شماره 2، ص128_153، پاییز و زمستان 1403.

به کاربرانش می‌دهد مثالی از کاربرد پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی است. اطلاعات گذشته کاربر در شبکه اجتماعی می‌تواند مبنای این پیشنهاد باشد؛ به عنوان مثال افرادی را که دنبال می‌کند (ویژگی‌های ساختاری) و یا ویژگی‌هایی مانند شغل و محل سکونت (ویژگی‌های محتوایی) [6].

پیش‌بینی پیوند تا کنون در زمینه‌های بسیاری مانند شبکه‌های اجتماعی، مسائل بیولوژیک و سیستم‌های توصیه‌گر به کار گرفته‌شده و منجر به نتایج قابل قبولی شده‌است [5]. یکی از کاربردهای پیش‌بینی پیوند که به تازگی اهمیت پیدا کرده ولی کمتر مورد توجه قرار گرفته است، پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های علمی است؛ شبکه‌های علمی نوع خاصی از شبکه‌های پیچیده[1] هستند که روابط بین موجودیت‌های علمی مانند دانشمندان، مقالات و نشریات را با مفاهیمی مانند ارجاع[2]، همکاری[3] و نویسندگی بازنمایی می‌کنند [7].

با افزایش سرعت رشد علم و ایجاد زمینه‌های علمی جدید در سال‌های اخیر و همکاری دانشمندان در حوزه‌های مختلف علوم با یکدیگر، این نگرانی برای دانشمندان و سازمان‌های دانش‌بنیان به وجود آمده‌است که در سال‌های آینده، زمان و بودجه پژوهشی را به چه زمینه‌هایی اختصاص دهند. همچنین یافتن مقالات مرتبط با یک زمینه علمی خاص [8] و یافتن دانشمندان متخصص برای همکاری‌های علمی [9] از جمله مسائلی هستند که در شبکه‌های علمی و با استفاده از پیش‌بینی پیوند راه‌حل‌هایی برایشان ارائه شده است.

در پژوهش‌های انجام شده در زمینه شبکه‌های علمی، بیشتر تمرکز روی ساختار شبکه و چگونگی پیوند عناصر با یکدیگر بوده است و محتوای عناصر کمتر مورد توجه قرار گرفته است. در برخی پژوهش‌ها که محتوای متنی برای پیش‌بینی پیوند استفاده شده نیز از روش‌های ساده مانند شباهت کسینوسی بردار tf-idf استفاده شده است [6]. همچنین در روش‌های یادگیری ماشین، با توجه به حجم زیاد شبکه‌های علمی، انتخاب داده‌های آموزشی به صورت تصادفی انجام شدند [10]. در این مقاله برای بهبود این نقاط ضعف، روش‌های جاسازی کلمات[4] برای تحلیل محتوای متنی و استفاده از خوشه‌بندی برای انتخاب داده‌های آموزشی برای پیش بینی وزن پیشنهاد شده است. در نهایت با ترکیب روش‌های موجود و روش‌های پیشنهادی که نتایج را بهبود دادند، یک چارچوب کلی برای پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های علمی پیشنهاد می‌کند.

ساختار مقاله در ادامه بدین صورت است. در بخش دوم تعریف‌ها، اصطلاحات و مفاهیم پایه مربوط به شبکه‌های پیچیده، شبکه‌های علمی و پیش‌بینی پیوند شرح داده می‌شود و سپس چند الگوریتم و روش حل مساله پیش‌بینی پیوند که مبنای روش‌های پیشنهادی و آزمایشات هستند بررسی خواهد شد. در بخش سوم کارهای پیشین در زمینه پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های مبتنی بر مفاهیم علمی مورد بررسی قرار می‌گیرند. در بخش چهارم روش‌های پیشنهادی ارائه می‌شود و در فصل پنجم آزمایش‌هایی برای مقایسه روش‌های رایج موجود و روش‌های پیشنهادی طراحی می‌شوند. در بخش ششم، نتیجه‌گیری مقاله ارائه خواهد شد.

2. مفاهیم پایه

ابتدا مفهوم شبکه‌های پیچیده بررسی شده و در ادامه، نوع خاصی از شبکه‌های پیچیده که به عنوان شبکه‌های علمی در این مقاله از آن یاد می‌شود، شرح داده می‌شود. سپس تعریف پیش‌بینی پیوند به طور کلی و کاربردهای آن در شبکه‌های علمی مرور می‌شوند. پس از آن رویکردها و روش‌های مورد استفاده در پیش‌بینی پیوند شرح داده شده است. در انتهای این بخش دو الگوریتم جاسازی کلمات برای تحلیل محتوای متنی و جاسازی راس برای تحلیل ساختاری گراف تشریح شده است.

1.2. شبکه‌های پیچیده

امروزه شبکه‌ها به یکی از مدل‌های مهم برای بازنمایی[5] بسیاری از مسائل تبدیل شده‌اند. سیستم‌های اجتماعی، زیستی و

[1] Complex Networks
[2] Citation
[3] Co-authorship
[4] Embedding
[5] Representation

اطلاعاتی بسیاری را می‌توان با شبکه‌ها توصیف کرد. راس‌های این شبکه‌ها کاربران، کامپیوترها، افراد، عناصر زیستی (پروتئین، ژن و غیره) و مانند این‌ها هستند. یال‌ها نشانگر ارتباطات یا تعاملات بین راس‌ها هستند [5]. شبکه‌های دنیای واقعی که دارای ویژگی‌های ساختاری غیربدیهی[1] هستند و تفاوت‌های زیادی با گراف‌های تصادفی و گراف‌های مشبک[2] دارند، شبکه‌های پیچیده هستند [11]. شبکه‌هایی که پیش‌تر مثال زده شد، همگی شبکه‌های پیچیده هستند. با بررسی رفتار شبکه‌ها و پردازش آنها، می‌توان به اطلاعات مفیدی دست یافت. تشخیص جامعه[3]، بصری‌سازی شبکه[4]، بررسی ساختار شبکه[5] و پیش‌بینی پیوند[6] از جمله پردازش‌هایی است که می‌تواند روی یک شبکه صورت گیرد [4].

شبکه‌های پیچیده را می‌توان با داده‌ساختار گراف نشان داد. مدل کردن شبکه‌های پیچیده با استفاده از گراف این مزیت را فراهم می‌کند که از الگوریتم‌های پردازش گراف برای تحلیل و بررسی این شبکه‌ها استفاده کرد.

2.2. شبکه‌های علمی

در این مقاله، به شبکه‌هایی که متشکل از عناصر علمی مانند مقالات، نویسندگان، کلمات کلیدی، انتشارات و دانشگاه‌ها به همراه روابط بین آنها هستند شبکه‌های علمی گفته می‌شود. شبکه‌های علمی چندان عبارت پر کاربردی در ادبیات پژوهش نیست و به طور معمول در هر پژوهش از عناوین خاص منظوره برای نامیدن شبکه مورد بحث مانند شبکه همکاری نویسندگان[7] [12] و شبکه ارجاعات (استنادات)[8] [8]، [10]، استفاده شده است. ولی با توجه به تعدد این شبکه‌ها که وجه مشترک همه آنها «علم محور» بودن است از عبارت «شبکه‌های علمی» برای نامیدن این شبکه‌ها استفاده می‌کنیم.

در شکل (1)، یک شبکه علمی وجود دارد که متشکل از مجلات[9] علمی و روابط بین آنهاست. در صورتی که مقاله‌ای از یک مجله به مقاله دیگری از مجله دیگر استناد کرده باشد، بین این دو مجله یال برقرار خواهد شد؛ برای مشخص‌تر شدن شکل تمام اطلاعات نشان داده نشده است. همچنین راس‌های همرنگ زمینه علمی یکسانی دارند و راس‌های بزرگ‌تر مجلاتی هستند که تعداد مقاله بیشتری منتشر کرده‌اند.

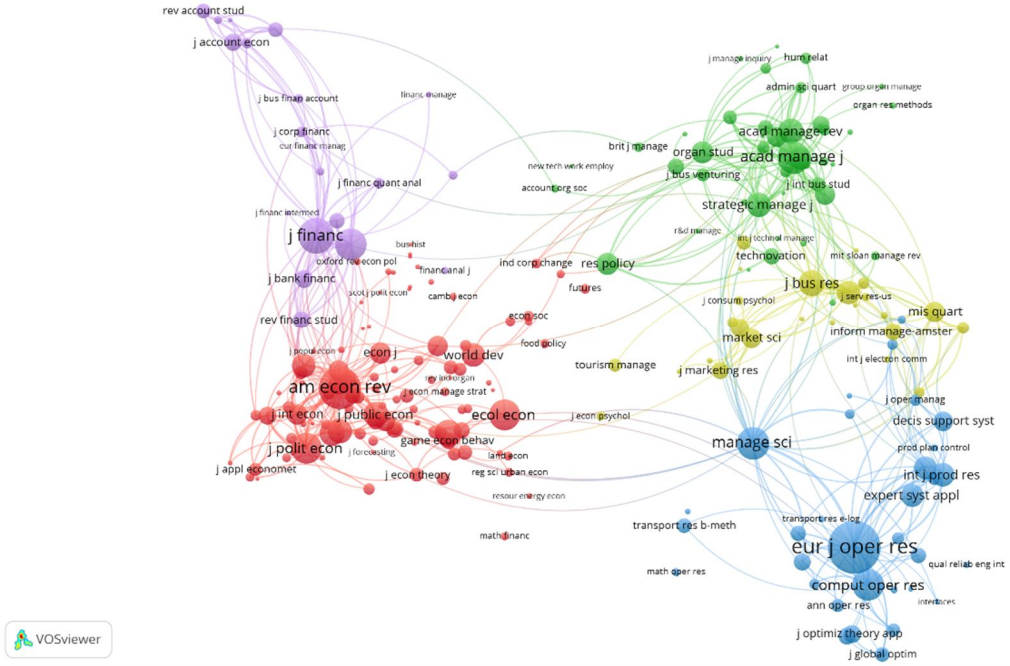
شبکه‌های علمی می‌توانند وزن‌دار باشند. گراف‌های وزن دار گراف‌هایی هستند که در آنها به هر یال عددی منتسب شده است که نمایانگر وزن آن یال است [13]. به عنوان مثال، در شبکه دانشمندان، دانشمندان راس‌های شبکه همکاری بین دو دانشمند یال بین آنهاست. در چنین شبکه‌ای، وزن یال می‌تواند تعداد همکاری بین دو دانشمند را نشان دهد.

3.2. پیش‌بینی پیوند و کاربردهای آن در شبکه‌های علمی

اتصال بین دو راس در یک شبکه پیچیده، پیوند نامیده می‌شود. یکی از بنیادی‌ترین مسائلی که روی شبکه‌های پیچیده مطرح می‌شود پیش‌بینی این پیوندهاست. در یک شبکه پیچیده با تعداد زیادی راس، پیش‌بینی این که چه پیوندهایی در آینده تشکیل خواهند شد نقش مهمی در تحلیل و درک شبکه و نحوه تکامل آن دارد [5]. اگر یک شبکه پیچیده را در زمان t فرض کنیم، که هر راس نمایانگر یک موجودیت در شبکه و هر یال نشان‌دهنده تعامل رئوس باشد، پیش‌بینی یال‌هایی که در زمان $t + \Delta$ به شبکه اضافه خواهد شد، مساله پیش‌بینی پیوند نام دارد. به بیان ساده‌تر پیش‌بینی پیوندهایی که در آینده شکل خواهد گرفت یا در گذشته شکل گرفته بوده ولی از بین رفته[10] (و دوباره تشکیل خواهد شد)، پیش‌بینی پیوند نامیده می‌شود [4]. در شبکه‌های علمی، پیش‌بینی پیوند می‌تواند به یافتن همکارهای پژوهشی مناسب [12]، پیش‌بینی روند تولید دانش [14] و یا پیش‌بینی معیارهای ارزیابی علمی مانند تعداد استنادات[11] [9]، [15]، کمک کند.

---

[1] Non-trivial
[2] Lattice graph
[3] Community detection
[4] Network visualization
[5] Network structure analysis
[6] Link Prediction
[7] Co-authorship network
[8] Citation network
[9] Journal
[10] Missing links
[11] Citation count



شکل (1): نمونه‌ای از شبکه علمی ارتباط بین مجلات

4.2. رویکردهای پیش‌بینی پیوند

از دو جنبه می‌توان گراف مورد مطالعه برای پیش‌بینی پیوند را بررسی کرد: ساختار گراف و محتوای گراف. رویکرد ساختاری گراف، فارغ از این که گراف چه پدیده‌ای از دنیای واقعی یا نظری را بازنمایی می‌کند، صرفا به ارتباط راس‌های گراف می‌پردازد. در بسیاری از گراف‌های دنیای واقعی راس‌ها و در بعضی موارد یال‌ها، داده‌هایی در خود دارند که نوع، ویژگی‌ها و مقادیر راس یا یال را نشان می‌دهند. در رویکرد محتوایی گراف از این ویژگی‌ها برای پیش‌بینی پیوند استفاده می‌شود.

وزن یال را می‌توان جزئی از ساختار گراف دانست. همچنین می‌توان آن را یک ویژگی دانست که برای هر یال مقدار مشخصی دارد؛ در این صورت جزئی از محتوای گراف محسوب می‌شود. در این مقاله، فرض شده وزن جزئی از ساختار گراف است و معیارهای مشابهت وزن‌دار به عنوان راه حل پیش‌بینی پیوند در گراف‌های وزن‌دار بررسی شده است.

در ادامه هر یک از رویکردهای مبتنی بر ساختار و محتوا شرح داده شده است و در انتها روش‌هایی که رویکردهای ساختاری و محتوایی را ترکیب می‌کنند و از مزایای هر دو بهره می‌برند به طور خلاصه بیان شده است.

1.4.2. رویکرد مبتنی بر ساختار گراف

در رویکردهای مبتنی بر ساختار گراف عموما از معیارهای مشابهت برای پیش‌بینی پیوند استفاده می‌شود. معیار مشابهت بین دو راس گراف محاسبه می‌شود و هر چقدر حاصل عددی بزرگتر باشد مشابهت بین دو راس و در نتیجه احتمال ایجاد پیوند بالاتر است. معیارهای مشابهت به سه دسته محلی، شبه محلی و سراسری تقسیم می‌شوند.

معیارهای مشابهت محلی، تنها دو راس هدف و دو لایه از همسایه‌های آنها را در نظر می‌گیرند و بقیه قسمت‌های گراف تاثیری در نتیجه ندارند. به همین دلیل از روش‌های سراسری و شبه محلی پیچیدگی زمانی و مکانی کمتری دارند. با این وجود دقت قابل قبولی دارند و پژوهش‌ها نشان می‌دهد نسبت به معیارهای شبه محلی و سراسری کارآمدتر هستند [4].

با توجه به حجم داده زیاد شبکه‌های علمی (بیش از صد هزار راس و یک میلیون یال) مشابهت‌های شبه محلی و سراسری از نظر زمانی چندان کارامد و مقیاس‌پذیر نیستند. به همین دلیل، روش‌های پیشنهادی و آزمایشات مبتنی بر مشابهت در بخش‌های بعدی از مشابهت‌های محلی استفاده می‌کنند و منابع مطالعه شده نیز از این دسته مشابهت‌ها هستند.

در ادامه $S(x,y)$ به معنای مشابهت بین راس x و y است، نماد Γ_x نمایانگر همسایه‌های راس x می‌باشد و $w(x,y)$ به معنای وزن یالی است که بین رئوس x و y قرار دارد.

همسایه مشترک[1]: ساده‌ترین معیار مشابهت در پیش‌بینی پیوند همسایه مشترک است، همسایه مشترک به صورت تعداد همسایه‌های مشترک دو راس تعریف می‌شود. این معیار با وجود سادگی، در کاربردهای دنیای واقعی نتیجه مطلوبی کسب می‌کند و پایه معیارهای پیچیده‌تر است [4]. در این معیار فرض می‌شود هر چقدر دو راس همسایه‌های مشترک بیشتری داشته باشند، احتمال این که خود نیز با یکدیگر همسایه شوند، بیشتر است (رابطه (1)) [16]. در نسخه وزن‌دار که در رابطه (2) نشان داده شده است، به جای در نظر گرفتن تعداد همسایه‌های مشترک، مجموع وزن همسایه‌های مشترک تا دو راس x و y محاسبه می‌شود [17].

$$s_{CN}(x,y) = |\Gamma_x \cap \Gamma_y| \quad (1)$$

$$s_{WCN}(x,y) = \sum_{z \in \Gamma_x \cap \Gamma_y} w(x,z) + w(z,y) \quad (2)$$

آدامیک آدار[2]: این معیار، بهبود یافته معیار همسایه مشترک است، در معیار آدامیک آدار (رابطه (3))، هر همسایه مشترک با لگاریتم درجه‌اش جریمه می‌شود. یعنی همسایه‌های مشترکی که با راس‌های زیادی یال برقرار کردند، ارزش کمتری نسبت به همسایه‌های مشترکی دارند که با راس‌های کمتری پیوند دارند [18]. در نسخه وزن‌دار آدامیک آدار کافیست به جای جریمه کردن با لگاریتم درجه همسایه مشترک، لگاریتم مجموع وزن‌های یال‌های هر همسایه مشترک را جریمه کنیم [6] (به رابطه (4) رجوع کنید).

$$s_{AA}(x,y) = \sum_{z \in \Gamma_x \cap \Gamma_y} \frac{1}{log|\Gamma_z|} \quad (3)$$

$$s_{WAA}(x,y) = \sum_{z \in \Gamma_x \cap \Gamma_y} \frac{w(x,z) + w(z,y)}{log \sum_{z' \epsilon \Gamma_z} w(z',z)} \quad (4)$$

ژاکارد: معیار ژاکارد یک معیار قدیمی و بسیار پرکاربرد در زمینه‌های مختلف است که اولین بار برای بررسی مشابهت مجموعه‌ها مورد استفاده قرار گرفت. این معیار نسبت همسایه‌های مشترک به تمام همسایه‌های دو راس را حساب می‌کند. این معیار نیز بهبود یافته همسایه مشترک است که تعداد همسایه‌های مشترک با استفاده از تعداد کل همسایه‌ها جریمه می‌شوند. در واقع اگر دو جفت راس تعداد همسایه‌های مشترکی داشته باشند، جفت راسی که تعداد کل همسایه‌های کمتری دارد احتمال بیشتری برای برقراری پیوند دارد. تعریف استاندارد معیاز ژاکارد در رابطه (5) و تعریف وزن‌دار آن در رابطه (6) آمده است [17].

$$s_{JA}(x,y) = \frac{|\Gamma_x \cap \Gamma_y|}{|\Gamma_x \cup \Gamma_y|} \quad (5)$$

$$s_{JA}(x,y) = \frac{\sum_{z \in \Gamma_x \cap \Gamma_y} w(x,z) + w(z,y)}{\sum_{a \in \Gamma_x} w(a,x) + \sum_{b \in \Gamma_y} w(b,y)} \quad (6)$$

تخصیص منابع: این شاخص از فرایند تخصیص منابع که در شبکه‌های پیچیده صورت می‌گیرد الهام گرفته شده است. شاخص تخصیص منابع، انتقال واحدهای منابع بین دو راس غیر متصل x و y از طریق همسایگان آن‌ها را مدل می‌کند، هر راس همسایه یک واحد از منابع را از راس x دریافت می‌کند و آن را به صورت مساوی بین همسایگانش توزیع می‌کند. میزان منابع دریافت شده توسط y به عنوان مشابهت بین این دو راس در نظر گرفته می‌شود [19]. در نسخه وزن‌دار این شاخص، توزیع منابع از راس x به همسایگان به نسبت وزن یال هر همسایه صورت می‌گیرد [17].

$$s_{RA}(x,y) = \sum_{z \in \Gamma_x \cap \Gamma_y} \frac{1}{|\Gamma_z|} \quad (7)$$

$$s_{WRA}(x,y) = \sum_{z \in \Gamma_x \cap \Gamma_y} \frac{w(x,z) + w(z,y)}{\sum_{z' \epsilon \Gamma_z} w(z',z)} \quad (8)$$

اتصال ترجیحی: شاخص اتصال ترجیحی بر این مبنا کار می‌کند که راس‌هایی که پیوندهای زیادی تشکیل داده‌اند با احتمال بیشتری با یکدیگر پیوند تشکیل می‌دهند. مقدار این شاخص

[1] Common neighbors
[2] Adamic-Adar

برای دو راس برابر با حاصلضرب تعداد همسایه‌های دو راس است [20]. این شاخص بر خلاف شاخص‌های پیشین بر مبنای همسایه‌های مشترک کار نمی‌کند و به طور معمول در پژوهش‌ها نتایج دقیقی از آن حاصل نمی‌شود ولی با توجه به پیچیدگی زمانی کمتر از شاخص‌های مبتنی بر همسایه مشترک، می‌تواند در کنار آن به عنوان مکمل استفاده شود [4]. نسخه وزن‌دار این شاخص، حاصلضرب مجموع یال‌های دو راس‌را به عنوان مقدار شاخص محاسبه می‌کند [17].

$$S_{PA}(x,y) = |\Gamma_x| \times |\Gamma_y| \quad (9)$$

$$S_{WPA}(x,y) = \sum_{x' \in \Gamma_x} (x,x') \times \sum_{y' \in \Gamma_y} (y,y') \quad (10)$$

2.4.2. رویکرد مبتنی بر محتوا و زمان

معیارهای مشابهت گفته شده صرفا ساختار شبکه را در نظر می‌گیرند. منظور، ساختار[3] دو راسی است که شباهت آنها حساب می‌شود و همسایه‌های آنهاست. در صورتی که علاوه بر ساختار گراف، موارد دیگری نیز وجود دارند که می‌توان از آنها برای پیش‌بینی پیوند کمک گرفت. به عنوان مثال در یک شبکه اجتماعی ممکن است دو نفر هیچ همسایه مشترک و در نتیجه مشابهت ساختاری نداشته باشند ولی به واسطه شغل آنها تمایل به برقراری پیوند داشته باشند و در آینده پیوند برقرار کنند، در اینجا شغل، محتوای رئوس در نظر گرفته می‌شود و مستقل از ساختار است.

همچنین زمان برقراری پیوند در گراف می‌تواند حائز اهمیت باشد. به عنوان مثال، در شبکه همکاری نویسندگان می‌توانیم این فرضیه را مطرح کنیم که هر چقدر زمان به وجود آمدن یک پیوند بیشتر باشد (سابقه همکاری بیشتر باشد)، آن پیوند اهمیت بیشتری دارد. به طورکلی، با ترکیب اطلاعات زمانی و محتوایی با ساختار شبکه، نتیجه پیش‌بینی پیوند بهبود چشمگیری می‌یابد [6].

3.4.2. رویکردهای ترکیبی

ساختار و محتوای گراف هر دو داده‌های ارزشمندی برای پیش‌بینی پیوند محسوب می‌شوند. روش‌هایی مانند مشابهت‌ها که فقط ساختار گراف را در نظر می‌گیرند یا روش‌های مبتنی بر محتوا که فقط بر محتوا تمرکز دارند و ساختار را نادیده می‌گیرند در مسائلی که هم محتوا و هم ساختار اهمیت زیادی دارند منجر به نتیجه قابل قبولی نمی‌شوند. به همین خاطر روش‌هایی ارائه شده‌اند که ساختار و محتوا را همزمان در پیش بینی پیوند لحاظ می‌کنند.

دسته‌ای از این روش‌ها که به عنوان روش‌های مبتنی بر وزن‌دار کردن شناخته می‌شوند، محتوای گراف را در قالب وزن در ساختار گراف تعبیه می‌کنند و سپس با روش‌های مبتنی بر ساختار مانند معیارهای مشابهت وزن‌دار به حل مساله پیش‌بینی پیوند در گراف‌های دارای محتوا می‌پردازند [6]، [12]. دسته‌ای از روش‌های دیگر نیز برای هر یال بردارهایی ایجاد می‌کنند که درایه‌های آن مقادیر ویژگی‌های ساختاری و محتوایی گراف است. این بردارها را با استفاده از معیارهای مشابهت برداری یا الگوریتم‌های یادگیری ماشین پردازش می‌کنند و خروجی آن را برای حل مساله پیش‌بینی پیوند استفاده می‌کنند [10]، [14]، [21].

5.2. جاسازی کلمات[4]

در پردازش زبان طبیعی[5] دسته‌ای از روش‌ها وجود دارند که هر کلمه را به یک بردار با طول ثابت نگاشت می‌کنند. الگوریتم‌های زیادی هستند که وظیفه نگاشت هر کلمه به یک بردار را انجام می‌دهند که از نظر روش انجام کار با یکدیگر تفاوت دارند ولی وجه مشترک همه این‌الگوریتم‌ها تبدیل کلمه به یک بردار به طول ثابت است. این روش‌ها از این جهت سودمند هستند که به راحتی می‌توان عملیات محاسباتی[6] را روی کلمات، جملات و پرونده‌ها انجام داد. با تبدیل متن به بردار، این امکان فراهم

[3] Topology, Structure

[4] Word embedding
[5] Natural Language Processing (NLP)
[6] Arithmetic

می‌شود که عملیاتی مانند جمع، تفریق، محاسبه فاصله و محاسبه مشابهت را از طریق عملیات محاسباتی برداری انجام دهیم [22]. الگوریتم‌های word2vec و GloVe[7] از جمله الگوریتم‌های مطرح در این زمینه هستند که منجر به نتایج خوبی شده‌اند [23]. از آنجایی که بخش بزرگی از محتوای شبکه‌های علمی مانند عنوان مقاله و چکیده در قالب متن می‌باشد، در روش‌های پیشنهادی از الگوریتم‌های جاسازی کلمات برای پردازش محتوای متنی شبکه استفاده خواهد شد.

6.2. جاسازی راس‌ها[8]

پردازش ساختار داده گراف با استفاده از الگوریتم‌های استاندارد یادگیری ماشین و داده‌کاوی کار مشکلی است، به این خاطر که ورودی این الگوریتم‌ها داده‌های عددی ساختار یافته هستند ولی گراف، متشکل از تعدادی راس و ارتباطات میان این راس‌هاست [24]، [25]. برای ایجاد نگاشت بین داده‌های رابطه‌ای مانند گراف و داده‌های ساختار یافته که قابلیت انجام عملیات محاسباتی روی آنها فراهم باشد الگوریتم‌هایی ارائه شده است. یکی از این الگوریتم‌ها که در بسیاری از مسائل گراف مانند پیش‌بینی پیوند، تشخیص جامعه و دسته‌بندی رئوس نتایج خوبی به دست آورده است، الگوریتم node2vec است [26]. برای مطالعه جزییات این روش می‌توانید به پیوست (الف) مراجعه کنید.

3. مرور کارهای گذشته

پیش‌از این پژوهش‌هایی در زمینه پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های علمی انجام شده که در هر یک از این پژوهش‌ها یک مساله روی یک نوع شبکه خاص (داده مورد مطالعه) برای یک کاربرد مشخص تعریف شده و با یک روش پیشنهادی پاسخی به آن مساله داده شده است. بنابراین، مرور کارهای گذشته از دو جنبه کاربرد و شبکه مورد مطالعه و بررسی می‌شوند.

1.3. شبکه‌ها و کاربردهای مورد مطالعه

یکی از وجوه تمایز مهم پژوهش‌های انجام شده در زمینه پیش‌بینی پیوند شبکه‌های علمی، شبکه‌ای (گرافی) است که مورد پردازش قرار گرفته است. با مقایسه این پژوهش‌ها یک دسته‌بندی کلی از انواع شبکه‌های مورد پردازش و کاربردهایی از دنیای واقعی که برای پیش‌بینی پیوند روی آن شبکه تعریف شده ارائه می‌شود.

جامع‌ترین شبکه علمی موجود در دسترس، شبکه ارجاعات است که در صورت کامل بودن فرا داده‌های آن (نام نویسندگان، کلمات کلیدی و غیره) می‌توان برخی شبکه‌های علمی دیگر مانند شبکه کلمات کلیدی و شبکه همکاری نویسندگان را بر اساس آن ایجاد کرد (شکل (2)). مواردی که در شکل با رنگ آبی مشخص شدند در مقالات مطالعه شده صریحا مورد استفاده قرار گرفته‌اند و مواردی که با رنگ خاکستری نشان داده شده‌اند، مواردی هستند که در پژوهش‌های پیشین مورد مطالعه ما به آنها اشاره نشده ولی از طریق مجموعه‌داده‌های موجود قابل به دست آمدن هستند و می‌توانند بالقوه مفید باشند. در بخش‌های بعدی هر یک از شبکه‌هایی که در پژوهش‌های پیشین از آن استفاده شده بررسی می‌شود.

با توجه به ویژگیهای مشترک شبکه‌ها، این دسته‌بندی برای یافتن الگوریتم مناسب پیش‌بینی پیوند مفید است . علاوه بر این، به ایجاد دید جامع نسبت به شبکه‌هایی که در این مقاله مورد مطالعه قرار خواهند گرفت کمک خواهد کرد.

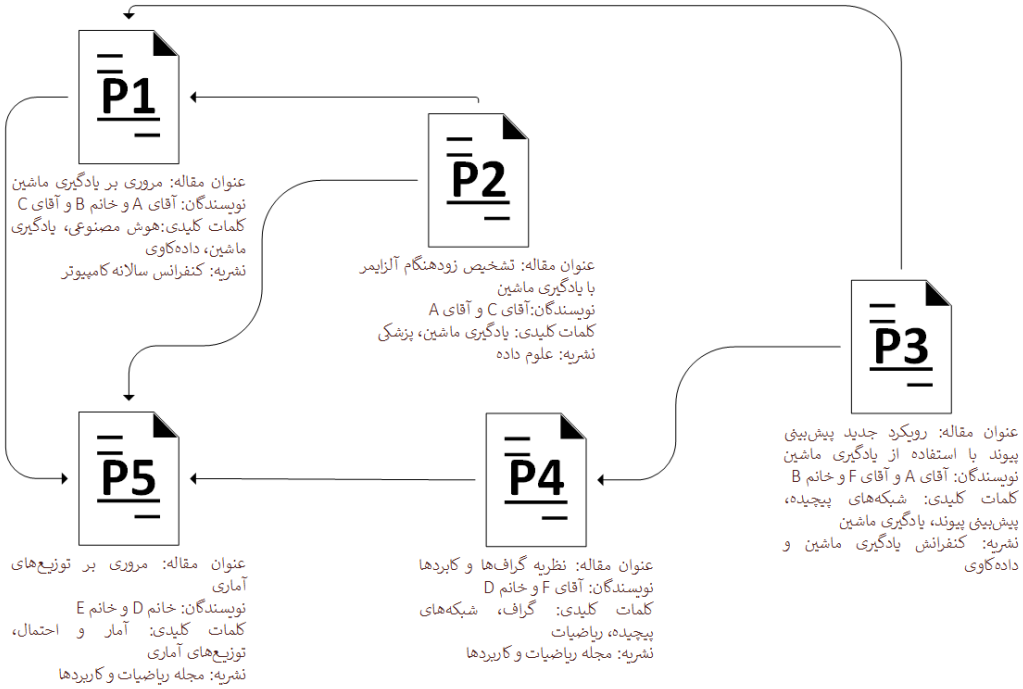
با توجه به ویژگی‌های مشترک شبکه‌ها، این دسته‌بندی برای یافتن الگوریتم مناسب پیش‌بینی پیوند مفید است. علاوه بر این، به ایجاد دید جامع نسبت به شبکه‌هایی که در این مقاله مورد استفاده خواهند بود کمک خواهد کرد. در جدول (1)، مجموعه شبکه علمی در دنیای واقعی که در کارهای پیشین مورد استفاده قرار گرفتند به همراه تعداد راس‌ها و پیوندها نام برده شده است. مجموعه داده ogbl-collab شبکه همکاری نویسندگان و بقیه شبکه ارجاعات هستند.

[7] Global Vectors for word representation
[8] Node embedding

شکل (2): شبکه‌های پرکاربرد در پیش‌بینی پیوند شبکه‌های علمی

جدول (1): مجموعه داده‌های مورد استفاده در کارهای پیشین

نام مجموعه داده	تعداد راس‌ها	تعداد پیوندها	نوع شبکه
arXiv API[1]	به روز می‌شود		شبکه ارجاعات
DBLP[2]	به روز می‌شود		شبکه ارجاعات
HEP-TH[3]	27,770	352,807	شبکه ارجاعات
SCI- Expanded (Web of Science)[4]	53 میلیون	1 میلیارد	شبکه ارجاعات
Citeseer[5]	3,312	4,732	شبکه ارجاعات
ogbl-citation2[6]	2,927,963	30,561,187	شبکه ارجاعات
ogbl-collab	235,868	1,285,465	شبکه همکاری نویسندگان



شکل (3): نمونه‌ای از شبکه ارجاعات

[1] https://info.arxiv.org/help/api/
[2] https://dblp.org/
[3] https://snap.stanford.edu/data/cit-HepTh.html
[4] https://clarivate.com/webofsciencegroup/solutions/webofscience-scie/
[5] https://relational.fit.cvut.cz/dataset/CiteSeer
[6] https://ogb.stanford.edu/docs/linkprop/

1.1.3. شبکه ارجاعات

شبکه ارجاعات، جامع ترین شبکه علمی است که در آن مقاله‌ها راس‌ها و ارجاعات یال‌های شبکه هستند. اگر مقاله‌ای به مقاله دیگری ارجاع داده باشد، میان دو راس متناظر یال برقرار می‌شود. مجموعه داده‌هایی مانند DBLP در دسته شبکه ارجاعات قرار می‌گیرند. در شکل (3) نمونه‌ای از شبکه ارجاعات مشاهده می‌شود. در این شبکه، مقاله P2 به مقاله P1 ارجاع داده است، بنابراین یک یال جهت‌دار از مقاله P2 به P1 در شبکه تشکیل می‌شود. به همین ترتیب سایر یال‌های شبکه بر اساس ارجاعات بین مقالات ساخته می‌شوند.

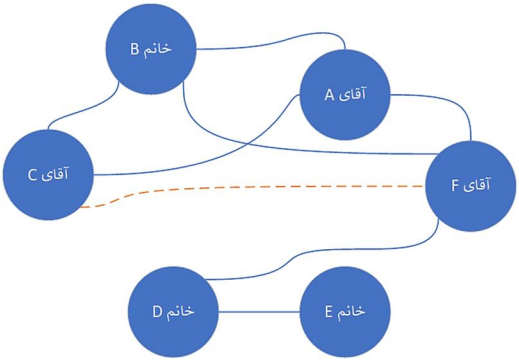
در مقاله [12]، پیش‌بینی ارجاع متقابل با استفاده از یادگیری ماشین روی ویژگی‌های ساختاری و متنی شبکه ارجاعات Citeseer انجام شده است. پیش‌بینی تعداد ارجاعات به یک مقاله نیز بر اساس ویژگی‌های ساختاری در مجموعه داده HEP-TH با استفاده از یادگیری ماشین در مقاله [6] انجام شده است. در مقاله [5] روی شبکه ارجاعات TEP-TH، برای مساله یافتن مقالات مرتبط با یک مقاله، یک راه‌حل با استفاده از معیارهای شباهت محلی ارائه شده است. مقاله [7] نیز با استفاده از tf-idf چکیده مقالات و ساختار شبکه، روی پنج پایگاه داده ارجاعات SCI- Expanded پیش‌بینی پیوند انجام داده است.

2.1.3. شبکه همکاری نویسندگان

در این شبکه، نویسندگان راس‌های شبکه را تشکیل می‌دهند و در صورت انجام همکاری بین دو نویسنده، بین آنها یال تشکیل می‌شود. شبکه همکاری نویسندگان می‌تواند وزن‌دار باشد؛ وزن هر یال نشان‌دهنده تعداد همکاری دو نویسنده است.

با توجه به شبکه ارجاعات شکل (3)، «آقای A»، «خانم B» و «آقای C» نویسنده‌های همکار در مقاله P1 هستند. به همین خاطر بین آنها یال برقرار می‌شود، به همین ترتیب برای سایر مقالات، نویسنده‌ها به گراف اضافه می‌شوند و بین نویسنده‌های مشترک یک مقاله یال برقرار می‌شود. درنهایت شبکه نویسندگان به صورت شکل (4) ساخته می‌شود.

در مقاله‌های [3, 9] پیش‌بینی همکاری نویسندگان با استفاده از یک روش ترکیبی مبتنی بر وزن‌دار کردن شبکه همکاری با مشابهت محتوایی و سپس پیش‌بینی پیوند با معیارهای شباهت وزن‌دار با استفاده از شبکه‌های همکاری نویسندگان استخراج شده از HEP-TH و arXive انجام شده است. در مقاله [27] نیز با افزودن کلمات کلیدی به شبکه همکاری نویسندگان مستخرج از شبکه SCI-Expanded و سپس اعمال الگوریتم قدم‌زدن تصادفی، پیش‌بینی انجام شده است.

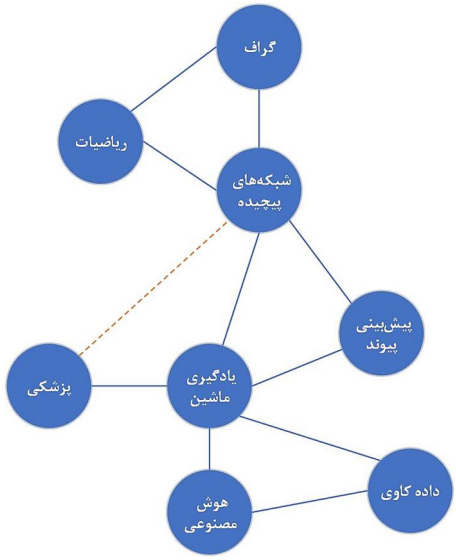


شکل (4): شبکه نویسندگان مبتنی بر شکل (3)

پیش‌بینی پیوند در شبکه همکاری نویسندگان، افرادی را به هم معرفی می‌کند که می‌توانند در پژوهش‌های آتی همکاری موثر داشته باشند. برای مثال پیش‌بینی همکاری آتی بین «آقای F» و «آقای C» در شکل (4) با نقطه چین قرمز مشخص شده است.

3.1.3. شبکه کلمات کلیدی

راس‌های این شبکه، کلمات کلیدی مقالات هستند و در صورتی که دو کلمه کلیدی در یک مقاله استفاده شده باشند، بین آنها یال ایجاد می‌شود. همان‌طور که پیش‌تر اشاره‌شد در صورت وجود فراداده‌های مربوط به کلمات‌کلیدی مقاله در شبکه ارجاعات، می‌توان شبکه کلمات‌کلیدی از روی شبکه ارجاعات ایجاد کرد. در مقاله [14]، برای پیش‌بینی روند تولید علم، با یک روش یادگیری ماشین و انتخاب ویژگی، روی شبکه کلمات کلیدی پیش‌بینی پیوند انجام شده است. به عنوان مثال در شکل (5)، در صورتی که الگوریتم پیش‌بینی پیوند، ایجاد پیوند بین دو کلمه کلیدی «شبکه‌های پیچیده» و «پزشکی» را پیش‌بینی کند می‌توان انتظار داشت در آینده مقالاتی که در زمینه ترکیب شبکه‌های پیچیده و پزشکی منتشر شوند مورد توجه قرار خواهند گرفت.



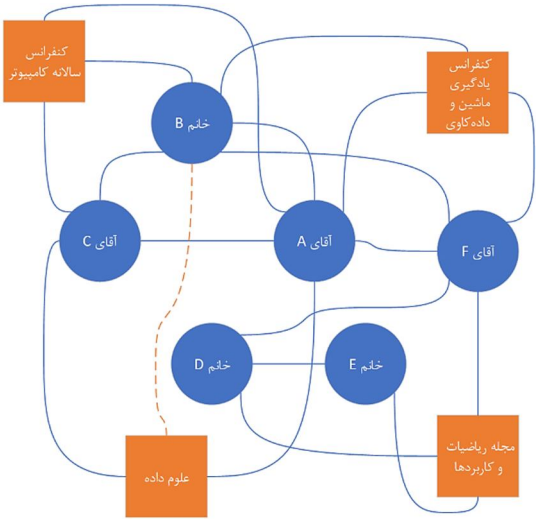
شکل (5): شبکه کلمات کلیدی

4.1.3. سایر شبکه‌های علمی

با توجه به داده‌هایی که در شبکه ارجاعات وجود دارد، می‌توان شبکه‌های دیگری ایجاد کرد که در منابع مطالعه شده بـه آنهـا پرداخته نشده. شبکه نشـریات و شـبکه دانشـگاه‌ها مثال‌هـایی هستند که در شکل (2) با رنگ خاکستری مشخص شـده‌انـد. ایجاد این شبکه‌ها و انجام پیش‌بینی پیونـد در آنهـا مـی‌توانـد ارزشمند باشد.

دسته دیگـری از شـبکه‌های علمـی شـبکه‌های نـاهمگن[1] کـه راس‌های آن موجودیت‌هایی از انواع مختلف هستند. برای مثال موجودیت نشریات، نویسندگان، کلیمات کلیدی و ارتباط بـین آنها نمونه‌ای از شبکه علمی ناهمگن است (شکل (6)). در این شبکه دو موجودیت نویسنده و نشریه وجود دارد که نویسندگان با یکدیگر و نشریات ارتباط دارند.

پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های ناهمگن می‌تواند بین راس‌های هم نوع یا متفاوت صورت گیرد. در مقاله [27] با افزودن کلمـات کلیدی به شبکه همکاری نویسندگان، یک شبکه ناهمگن ایجاد می‌شود که باعث بهبود نتیجه پیش‌بینی پیوند بـین نویسـندگان شده است. در شکل (6) نقطه چـین قرمـز نشـان‌دهنـده یـک پیش‌بینی پیوند بین نویسنده و نشریه است؛ نویسنده مورد نظـر در صورت چاپ مقاله خود در نشریه پیش‌بینی شده می‌توانـد موفقیت بیشتری کسب کند.



شکل (6): یک گراف ناهمگن متشکل از نویسنده‌ها و نشریات و ارتباط بین آنها

2.3. روش‌های حل مساله پیش‌بینی پیوند

در این بخش مروری بر روش‌های پرکاربرد پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های علمی خواهد شد و مزایا و معایب هـر روش بیـان می‌شود. در شکل (7)، یک دسته‌بندی از راه‌حل‌های پیش‌بینـی پیوند مورد استفاده در مقالات مروری و منابع مربوط به پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های علمی مورد مطالعه آورده شده است. در این دسته بندی موارد آبی رنگ به صورت صریح در منابع مطالعـه شده در زمینه شبکه‌های علمی استفاده شده‌اند، موارد سفید رنگ در مقالات مروری مربوط به پیش‌بینی پیوند بکار رفته‌انـد [4]، [5] و برای کامل بودن نمودار آورده شده‌اند.

1.2.3. مبتنی بر مشابهت

روش‌های مبتنی بر مشـابهت، یکـی از رایـج‌تـرین روش‌هـای پیش‌بینی پیوند هستند. جفت راس‌هایی که امکان وجود پیونـد برای آنها قرار است بررسی شود، از بین تمام جفت راس‌هـای موجود که پیوندی بین آنها وجود ندارد، مقدار معیار مشـابهت حساب می‌شود. جفت راسی که مقدار مشابهت آنهـا بیشـتر از حد آستانه باشد، به عنوان پیوند پیش‌بینی شده در نظـر گرفتـه می‌شوند.

[1] Non-homogeneous

شکل (1): راه‌حل‌های مساله پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های علمی

در مقاله [8] مقدار آستانه به صورت پویا محاسبه شده است، به این ترتیب که در شبکه اولیه مشابهت تمام جفت رئوسی که پیوند بین آن‌ها برقرار است محاسبه می‌شود و میانگین این مشابهت به عنوان حد آستانه در نظر گرفته می‌شود. در پژوهش [4] مشابهت‌ها بر اساس زیاد به کم مرتب شده و K یال که بالاترین مشابهت را دارد به عنوان پیوند پیش‌بینی شده انتخاب شده‌اند. همچنین در مقالات [10] و [14] از معیارهای مشابهت محلی به همراه داده‌های ساختاری و محتوایی دیگر برای ورودی الگوریتم یادگیری ماشین استفاده شده ولی به صورت مستقیم مورد استفاده قرار نگرفته است.

روش مشابهت محلی ساده‌ترین روش پیش‌بینی پیوند است. از جمله معایب این روش می‌توان به عدم امکان استفاده همزمان از چند معیار مشابهت اشاره کرد. از طرف دیگر معیارهای مشابهت صرفا روی ساختار گراف تعریف شده‌اند و در صورت نیاز به ترکیب زمان و محتوا با ساختار، این روش غیر قابل استفاده است. این معایب تا حدودی در روش وزن‌دار کردن و به طور کامل در روش مبتنی بر یادگیری ماشین رفع شده‌است. در ادامه کارهای پیشین مبتنی بر روش‌های وزن‌دار کردن و یادگیری ماشین بررسی شده‌اند.

2.2.3. مبتنی بر وزن‌دار کردن

شبکه‌های وزن‌دار در همه کاربردهای دنیای واقعی از جمله شبکه‌های اجتماعی می‌تواند وجود داشته باشد و منحصر به شبکه‌های علمی نیست ولی از آنجایی که برخی از پژوهش‌ها در زمینه شبکه‌های علمی منحصرا روی شبکه‌های وزن‌دار پژوهش است، در این بخش جداگانه به آنها پرداخته می‌شود. در پژوهش‌های پیشین مربوط به شبکه‌های علمی وزن‌دار، برخی از شبکه‌ها ذاتا وزن‌دار بوده‌اند و در برخی دیگر با استفاده از روشی یک وزن به یال‌ها نگاشت شده. است. مقاله [28] نشان می‌دهد با حذف وزن یال‌ها از گراف‌های وزن‌دار، نتیجه به صورت چشم‌گیری تغییر می‌کند و دقت کاهش می‌یابد.

در روش‌های مبتنی بر وزن‌دار کردن، با در نظر گرفتن ساختار، محتوا و برخی موارد نیز زمان، برای هر راس یک وزن محاسبه می‌کنند و سپس با استفاده از معیارهای مشابهت وزن‌دار مانند آن چه پیش‌تر گفته شد، وجود یا عدم وجود پیوند بین رئوس را پیش‌بینی می‌کنند. در این روش، مشابهت ساختاری، مشابهت محتوایی و زمان در یک عدد که وزن یال است خلاصه می‌شود. یک نمونه‌از رابطه‌های وزن‌دار کردن گراف در رابطه (11) قابل مشاهده است، توسط مقاله [6] روی شبکه همکاری نویسندگان ارائه شده است، این رابطه از ضرب سه مقدار در یکدیگر محاسبه می‌شود.

$$w^{CTT}(u,v) = |E(u,v)|\beta^{\frac{CTime-\max(t_{(u,v)})}{CTime-\min(t)}} \times \alpha^{1-\cos(u,v)} \quad (11)$$

α و β دو ضریب هستند به طوری که $\alpha + \beta = 1$؛ با افزایش (کاهش) تاثیر محتوا، تاثیر زمان کم (زیاد) می‌شود. $|E(u,v)|$ وزنی است که یال گراف از ابتدا داشته، در گراف‌های بدون وزن این مقدار 1 است. در قسمت دوم $\beta^{\frac{CTime-\max(t_{(u,v)})}{CTime-\min(t)}}$،

$CTime$ زمان فعلی، $min(t)$ کمترین زمان دیده شده در شبکه (زمان به وجود آمدن شبکه) و $\max(t_{(u,v)})$ از بین زمان به وجود آمدن راس u و v ماکسیمم را انتخاب می‌کند. دلیل این که $CTime - \max(t_{(u,v)})$ بر $CTime - \min(t)$ تقسیم شده، این است که مقدار کل نرمال شده و عددی بین 0 و 1 شود. به این ترتیب با ضرب این سه مقدار عددی به دست می‌آید که از ساختار، زمان و محتوا تاثیر گرفته است و به عنوان وزن یال u,v در نظر گرفته می‌شود. در ادامه با استفاده از معیارهای مشابهت وزن‌دار، مشابهت بین u,v محاسبه می‌شود و اگر بالاتر از حد آستانه باشد، بین آنها پیوند برقرار می‌شود. نتایج پژوهش نشان می‌دهد با این روش، نتایج نسبت به هنگامی که فقط ساختار یا فقط محتوا در نظر گرفته شده بهبود می‌یابد.

در مقاله [12] نیز با یک معیار مشابهت جدید به نام LDAcosine مشابهت کسینوسی دو راس با در نظر گرفتن ساختار و محتوا محاسبه می‌شود و نتایج بهتری نسبت به روش‌های بدون محتوا به دست آمده است.

3.2.3. مبتنی بر یادگیری ماشین

در پژوهش‌هایی که مساله پیش‌بینی پیوند را با الگوریتم‌های یادگیری ماشین حل کردند یک رویکرد کلی مشاهده می‌شود. در همه این پژوهش‌ها برای هر یال تعدادی ویژگی محاسبه شده و هر یال به یک بردار چند بعدی تبدیل شده، هر یال با توجه به این که در گراف آموزشی وجود دارد یا خیر برچسب وجود یا عدم وجود پیوند می‌گیرد و به این ترتیب مساله پیش‌بینی پیوند به یک مساله دسته‌بندی تبدیل می‌شود.

در مقاله [10] روی شبکه ارجاعات، برای یال‌های ممکن یک بردار متشکل از 11 ویژگی محاسبه شده، برخی از این ویژگی‌ها مانند همسایه مشترک و ژاکارد معیارهای ساختاری و برخی مانند اختلاف سال انتشار 2 مقاله و تعداد نویسندگان مشترک ویژگی‌هایی محتوایی بودند. در انتها بردارها به الگوریتم ماشین بردار پشتیبان داده شده و نتیجه نشان‌دهنده بهبود نسبت به روش‌های پیشین روی مجموعه داده‌های بررسی شده است.

همچنین در پژوهشی که روی شبکه کلمات کلیدی انجام گرفته [14] و از میان 12 ویژگی محاسبه شده برای یال‌ها، ویژگی‌های ژاکارد، تخصیص منابع[2]، میانگین ضریب خوشگی[3] و میانگین مرکزیت[4] دو راس انتخاب شدند؛ بهترین نتیجه با الگوریتم جنگل تصادفی به دست آمده است.

4. روش‌های پیشنهادی

براساس شکل (8)، در روش‌های پیشنهادی گراف مورد پردازش ابتدا وزن‌دهی می‌شود، ابتدا ویژگی‌های ساختاری و محتوایی جدول (2) برای جفت راس‌های آنها حساب می‌شود. سپس با استفاده از یک الگوریتم انتخاب یا استخراج ویژگی مانند PCA داده‌ها پردازش می‌شوند و ابعاد زائد حذف می‌شوند. سپس به دو قسمت آموزشی و آزمایشی تقسیم می‌شود. گراف آموزشی برای آموزش الگوریتم یادگیری ماشین استفاده می‌شود. در ادامه برای داده‌های منفی، جفت راسهایی که در داده‌های آموزشی پیوندی بین آنها نیست، (و یا مثبت و منفی) خوشه‌بندی صورت می‌گیرد و مراکز خوشه‌ها به عنوان داده آموزشی برای آموزش الگوریتم یادگیری ماشین مورد استفاده قرار می‌گیرند. از سوی دیگر ویژگی‌ها برای داده‌های آزمایشی محاسبه شده و بر اساس الگوریتم آموزش داده شده پیوندهای مثبت و منفی پیش‌بینی می‌شوند و بر اساس معیار مد نظر ارزیابی می‌شوند.

بر اساس روش پیشنهادی، در ادامه روش پیشنهادی برای وزن دهی شبکه، سپس ویژگی‌هایی برای جفت راس‌های شبکه همکاری نویسندگان و ارجاعات پیشنهاد شده است. سپس روش پیش‌بینی پیوند با استفاده از یادگیری ماشین و دسته‌بندی شرح داده شده است. در انتها برای حل مشکل نمونه‌گیری منفی دو روش خوشه‌بندی و رگرسیون پیشنهاد شده است.

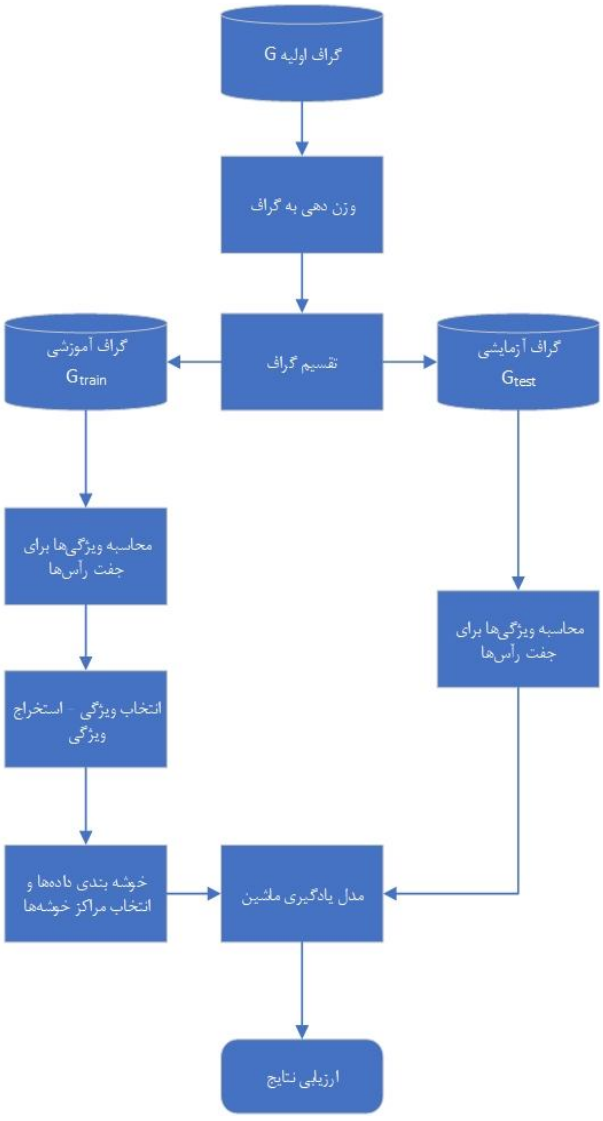
1.4. وزن‌دهی شبکه

با وجودی که در روش یادگیری ماشین هر ویژگی محتوایی را به عنوان یک درایه از بردار ویژگی در نظر می‌گیریم ولی با این

---

[2] Resource Allocation
[3] Cluster Coefficient
[4] Centrality

حال در روش پیشنهادی از ویژگی‌های محتوایی برای وزن‌دهی به گراف نیز استفاده می‌کنیم. این کار به دقیق‌تر شدن نتایج شباهت‌های محلی وزن‌دار و در نتیجه افزایش دقت یادگیری ماشین کمک می‌کند. همچنین در صورتی که از روش یادگیری ماشین استفاده نشود، ویژگی‌های محتوایی در وزن یال‌ها در نظر گرفته شده و نادیده گرفته نخواهد شد.



شکل (8): چارچوب پیشنهادی پیش‌بینی پیوند مبتنی بر یادگیری ماشین

با این فرضیه که در شبکه‌های علمی پیوندهای جدیدتر اهمیت بیشتری نسبت به پیوندهای قدیمی‌تر دارند و پیوندهایی با شباهت محتوایی بیشتر باید بیش از پیوندهایی با شباهت محتوایی کمتر مورد توجه قرار بگیرند، دو معیار وزن‌دهی برای شبکه همکاری نویسندگان (رابطه (12)) و شبکه ارجاعات (رابطه (13)) پیشنهاد شده است. هر دو معیار وزن‌دهی پیشنهاد شده بر اساس ترکیب خطی تأثیر زمان ایجاد پیوند و شباهت محتوایی پیوند است.

جدول (2): ویژگی‌های پیشنهادی شبکه‌های ارجاعات و همکاری نویسندگان

نوع	نام ویژگی	علامت	شبکه قابل اعمال: ارجاعات	شبکه قابل اعمال: همکاری	نوع
ساختاری	نزدیک‌ترین همسایه	CN	*	*	int
	آدامیک آدار	AA	*	*	float
	تخصیص منابع	RA	*	*	float
	ژاکارد	JC	*	*	float
	اتصال ترجیحی	PA	*	*	int
	نزدیک‌ترین همسایه وزن‌دار	W_CN	*	*	int
	آدامیک آدار وزن‌دار	W_AA	*	*	float
	تخصیص منابع وزن‌دار	W_RA	*	*	float
	ژاکارد وزن‌دار	W_JC	*	*	float
	اتصال ترجیحی وزن‌دار	W_PA	*	*	int
	شباهت کسینوسی بردار Node2Vec جفت راس	N2V_COS_SIM	*	*	float
محتوایی	شباهت کسینوسی عنوان مقالات دو نویسنده	TITLE_COS_SIM	*	*	float
	شباهت کسینوسی چکیده دو مقاله	ABS_COS_SIM	*		float
زمانی	اختلاف سال انتشار دو مقاله	PUB_YEAR_DIFF	*		int

$$weight_{collab}(x,y) = \alpha\left(cosine\_sim\left(\overrightarrow{w2v(x)},\overrightarrow{w2v(y)}\right)\right) + \beta\left(\sum_{i\in collab(x,y)} \frac{1}{log(year_{current} - year_{collab}(i))}\right) \quad (12)$$

$$weight_{citation}(x,y) = \alpha\left(cosine\_sim\left(\overrightarrow{w2v(x)},\overrightarrow{w2v(y)}\right)\right) + \beta\left(\frac{1}{log|year_x - year_y|}\right) \quad (13)$$

$$\alpha,\beta > 0 \; and \; \alpha + \beta = 1$$

در هر دو رابطه α و β هر دو بزرگتر از صفر و مجموع آنها برابر یک است. با افزایش α و در نتیجه کاهش β تاثیر محتوا نسبت به زمان افزایش پیدا می‌کند. همچنین $\overrightarrow{w2v(x)}$ یک بردار 128 بعدی از نهفته‌سازی محتوای متنی هر راس است. همچنین $collab(x,y)$ مجموعه همکاری‌های دو نویسنده x و y است و $year_{collab}(i)$ سال انجام همکاری i بین این دو نویسنده است. علت استفاده از تابع لگاریتم در جریمه اختلاف سال، کم کردن تاثیر اختلاف سال زیاد ارجاع به مقاله یا همکاری است. به عنوان مثال، نسبت اختلاف 10 سال و 20 سال بدون استفاده از لگاریتم 2 برابر است ولی در دنیای واقعی چندان تفاوتی بین این دو وجود ندارد، با استفاده از لگاریتم این نسبت به 1,3 کاهش می‌یابد.

2.4. تعریف ویژگی‌ها

الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی یک برچسب یا امتیاز نیاز به داده‌های آموزشی دارند که در قالب یک بردار n بعدی به آنها داده می‌شود. این ویژگی‌ها می‌توانند مبتنی بر ساختار شبکه، مبتنی بر محتوای راس‌ها و یال‌ها و/یا مبتنی بر زمان ایجاد یک راس یا یال باشد. با توجه به ساختار و محتوای شبکه همکاری نویسندگان و شبکه ارجاعات، مجموعه‌ای از ویژگی‌هایی که در وجود یا عدم وجود یک پیوند نقش دارد، در جدول (2) ارائه شده است. نوع ویژگی (ستون اول) مشخص می‌کند که ویژگی عنوان شده ساختاری، محتوایی و یا زمانی است. ستون دوم جدول نام ویژگی است و ستون سوم علامت اختصاری است که در نتایج آزمایش‌ها از آن استفاده خواهد شد. از آنجا که در شبکه همکاری نویسندگان متن مقاله وجود ندارد، برخی ویژگی‌ها در این شبکه قابل استفاده نیست؛ مانند شباهت محتوایی دو مقاله. بنابراین در شبکه همکاری نویسندگان تنها از شباهت میان عنوان مقاله استفاده شده است. آخرین ستون جدول (2)، نوع هر ویژگی را نشان می‌دهد؛ ویژگی‌هایی که بازه مقداری برای آنها مشخص نشده است، می‌توانند هر مقداری بزرگتر از صفر داشته باشند. ویژگی‌هایی که در جدول (2) آمده است، ویژگی‌هایی هستند که محاسبه آنها از نظر زمان اجرا مقیاس‌پذیر است. ویژگی‌های دیگری مانند معیارهای مرکزیت وجود دارند اما با افزایش اندازه گراف زمان محاسبه آنها به صورت نمایی افزایش می‌یابد. به همین دلیل چنین ویژگی‌هایی در اینجا استفاده نشده است.

3.4. پیش‌بینی پیوند با استفاده از یادگیری ماشین

گراف $G = (V,E)$ به طوری که V مجموعه راس‌های گراف؛ در اینجا نویسندگان یا مقالات و E پیوندهای موجود میان راس‌های شبکه می‌باشد. مجموعه E'، مجموعه پیوندهایی است که در گراف وجود ندارد ولی به صورت بالقوه امکان ایجاد در آینده را دارد. برای پیش‌بینی پیوند با استفاده از یادگیری ماشین مدل M آموزش داده می‌شود به طوری که هر پیوند عضو E را به یک احتمال بین صفر و یک نگاشت می‌کند. مدل M در این روش پیشنهادی می‌تواند یک الگوریتم دسته‌بندی یا رگرسیون باشد.

برای حل مساله پیش‌بینی پیوند با استفاده از یادگیری ماشین، گراف باید در قالب مجموعه‌ای از بردارها بازنمایی شود. این بردارها برای هر جفت راس محاسبه می‌شوند، درایه‌های این بردار می‌تواند ویژگی‌های ساختاری یا محتوایی مربوط به جفت راس باشد. مجموعه‌ای از ویژگی‌های قابل محاسبه برای بردار ویژگی‌ها در جدول (2) آورده شده است.

بعد از آنکه برای هر جفت راس، بردار ویژگی حساب شد، یک

برچسب وجود یا عدم وجود پیوند برای آن مشخص می‌شود. مدل یادگیری ماشین این برچسب را برای جفت راس‌های جدید پیش‌بینی می‌کند. به طور خلاصه مراحل در زیر بیان شده است:

1. ویژگی‌هایی برای بردارها تعریف می‌شود (مانند معیارهای شباهت، میزان مشابهت محتوایی و زمان ایجاد پیوند).
2. به ازای تمام جفت راس‌های ممکن در گراف آموزشی بردار ایجاد و مقادیر ویژگی‌های هر جفت راس محاسبه می‌شود.
3. با توجه به این که جفت راس تشکیل‌دهنده بردار با یکدیگر پیوند دارند یا خیر، برچسب «وجود پیوند» یا «عدم وجود پیوند» انتصاب داده می‌شود.
4. الگوریتم یادگیری ماشین با استفاده از بردارهای به دست آمده آموزش داده می‌شود.
5. مدل نهایی برای هر جفت راس جدید در گراف، پیش‌بینی پیوند می‌کند.

به عنوان مثال در جدول (3) برای هر جفت راس در شبکه یک بردار ویژگی (یک سطر جدول) به دست آمده است. الگوریتم پس از یادگیری این داده‌ها می‌تواند برچسب یک داده جدید را پیش‌بینی کند.

جدول (3): مثالی از بردارهای ورودی الگوریتم پیش‌بینی پیوند (مجموعه آموزشی) ✓: وجود پیوند و ×: عدم وجود پیوند

جفت راس	JC	N2V_COS_SIM	TITLE_COS_SIM	...	برچسب
A - B	0,67	0,40	0,51	...	✓
A - C	0,23	0,59	0,31	...	×
B - C	0,63	0,22	0,39	...	×
A - D	0,95	0,85	0,71	...	✓
...	...	...	...	...	...

4.4. حل مشکل نمونه‌گیری منفی با خوشه‌بندی

گراف‌های دنیای واقعی به طور معمول پراکنده[5] هستند؛ یعنی تعداد پیوندهایی که وجود دارند بسیار بیشتر از تعداد پیوندهایی هستند که وجود ندارند. مثلا در گراف همکاری نویسندگان ogbl-collab که روش پیشنهادی روی آن آزمایش خواهد شد، میانگین درجه رئوس 8 و تعداد رئوس ۲۳۵،۸۶۸ است. یعنی هر نویسنده به طور میانگین با 8 نویسنده همکاری کرده و با ۲۳۵،۸۶۰ نویسنده همکاری نکرده است.

از طرفی برای آموزش مدل یادگیری ماشین به تعدادی نمونه منفی و تعدادی نمونه مثبت نیاز است. با توجه به پراکنده بودن گراف مورد پردازش، می‌توان تمام نمونه‌های مثبت را به عنوان داده آموزشی به مدل یادگیری ماشین در نظر گرفت ولی تعداد نمونه‌های منفی در این گراف بسیار زیاد است. به عنوان مثال، در مجموعه داده ogbl-collab تعداد ۲۳۵،۸۶۸ راس داریم که بر اساس معادله **Error! Reference source not found.** تعداد راس‌های گراف کامل، تقریبا 28 میلیارد یال ممکن وجود دارد که از این بین ۱،۲۸۵،۴۶۵ یال مثبت و سایر یال‌ها منفی هستند.

$$complete\_graph\_edges = \frac{n \times (n-1)}{2} = \frac{235{,}868 * 235{,}867}{2} \cong 28 \times 10^9 \qquad (14)$$

محاسبه ویژگی‌ها برای این تعداد داده آموزشی منفی بسیار زمان‌بر است و نیاز به منابع سخت‌افزاری زیادی دارد، همچنین الگوریتم‌های یادگیری ماشین معمول (غیر از آن‌هایی که برای داده‌های حجیم پیاده‌سازی شدند) برای پردازش این تعداد داده نیاز به زمان و منابع سخت‌افزاری زیادی دارند. از طرف دیگر، بسیاری از این داده‌ها تکراری هستند و اطلاعات تازه‌ای در اختیار الگوریتم برای تشخیص پیوندهای منفی قرار نمی‌دهند و حتی ممکن است باعث بیش برازش مدل یادگیری ماشین نیز بشود. برای کم کردن تعداد نمونه‌های منفی می‌توان از میان نمونه‌های منفی، تعدادی را به صورت تصادفی انتخاب کرد. با انتخاب تصادفی ممکن است برخی از نمونه‌هایی که در آموزش بهتر

[5] Sparse

مدل می‌توانند تاثیرگزار باشند انتخاب نشوند و از طرفی داده‌هایی که شبیه به یکدیگر هستند چندین بار انتخاب شوند. برای حل این مشکل دو روش مبتنی بر خوشه‌بندی و رگرسیون پیشنهاد شده است. در روش مبتنی بر خوشه‌بندی ابتدا نمونه‌های منفی به K خوشه تقسیم و از هر خوشه یک نماینده انتخاب می‌شود. به این ترتیب از تمام فضای نمونه‌های منفی به طور یکنواخت نمونه‌گیری شده و نمونه‌های منفی با یکدیگر متفاوت خواهند بود. با این روش تعداد نمونه‌های منفی کاهش و کیفیت آنها افزایش پیدا خواهد کرد. به این ترتیب می‌توان با منابع سخت‌افزاری در دسترس و الگوریتم‌های یادگیری ماشین رایج مساله دسته‌بندی را حل کرد. پیش‌بینی می‌شود استفاده از همین روش برای داده‌های مثبت نیز تاثیر مثبتی داشته باشد. در هر گراف مورد پردازش ممکن است مقدار بهینه برای K متفاوت باشد. پیشنهاد ما برای یافتن K بهینه استفاده از آزمون و خطا و یا معیارهای ارزیابی خوشه‌بندی است.

5. آزمایش‌ها

در این بخش پنج آزمایش برای مقایسه روشهای پیشنهادی و سایر روش‌های موجود بر اساس معیارهای ارزیابی عملکرد HITS و MRR بر روی دو مجموعه داده ارجاعات و همکاری نویسندگان طراحی شده است. ابتدا ابزارهای نرم‌افزاری و سخت‌افزاری شرح داده می‌شوند. سپس مجموعه داده‌های مورد استفاده و معیارهای ارزیابی مورد بررسی قرار می‌گیرند و در ادامه برای هر آزمایش، شرح آزمایش، نتایج و تحلیل ارائه می‌شود.

1.5. ابزارهای مورد استفاده

سخت‌افزار مورد استفاده برای آزمایشات این فصل یک رایانه خانگی با مشخصات Intel Pentium Silver N5000 2.7GHZ با 8GB Ram بوده است. البته برخی آزمایشات مربوط به روش‌های جاسازی با الگوریتم Node2Vec به دلیل زمان زیاد اجرا روی این سیستم قابل اجرا نبودند. این آزمایشات روی سرور محاسبات ابری دانشگاه فردوسی مشهد[6] با پردازنده 32 هسته‌ای و 64 گیگابایت رم اجرا شد.

آزمایشات با زبان پایتون و در محیط Jupyter-Lab پیاده‌سازی شدند. برای پردازش‌های مربوط به گراف از NetworkX [29] و برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های مربوط به یادگیری ماشین و انتخاب و استخراج ویژگی از scikit-learn استفاده شد. برای بارگزاری داده‌ها، تقسیم گراف به مجموعه آموزشی، اعتبارسنجی و آزمایشی و در نهایت ارزیابی و مقایسه نتایج از چارچوب OGB[7] استفاده کردیم. توضیحات این چارجوب در پیوست (ب) ارایه شده است.

2.5. مجموعه داده‌ها

در این بخش از دو مجموعه داده OGB استفاده می‌شود که در زمینه پیش‌بینی پیوند و شبکه‌های علمی هستند. مجموعه داده ogbl-collab یک شبکه از نویسندگان و همکاری‌های بین آنها است. عنوان مقالات هر نویسنده در راس‌ها و سال همکاری در یال‌ها به عنوان فرا داده در مجموعه داده موجود است. مجموعه داده ogbl-citation2 نیز یک شبکه ارجاعات است که متشکل از مقالات و ارجاعات بین آنها است. در راس‌های این شبکه سال انتشار مقاله و عنوان چکیده مقاله به عنوان ویژگی وجود دارد. هر دو این مجموعه داده‌ها بر اساس زمان به دو مجموعه آموزشی و آزمایشی تقسیم می‌شود.

جدول (4): مشخصات مجموعه‌داده‌های مربوط به شبکه‌های علمی در OGB

	ogbl-collab	ogbl-citation2
مقیاس	متوسط	بزرگ
# راس‌ها	۲۳۵،۸۶۸	۲،۹۲۷،۹۶۳
# یال‌ها	۱،۲۸۵،۴۶۵	۳۰،۵۶۱،۱۸۷
تقسیم بر اساس	زمان	زمان
داده محتوایی	عنوان مقالات نویسنده، سال همکاری	عنوان و چکیده مقاله، سال انتشار
معیار ارزیابی	Hits@50	MRR

[6] https://ferdowsi.cloud/
[7] Open Graph Benchmark

3.5. معیارهای ارزیابی

برای پیش‌بینی پیوند معیارهای ارزیابی زیادی وجود دارد و همچنین می‌توان از معیارهای ارزیابی دسته‌بندی برای پیش‌بینی پیوند استفاده کرد. ولی با توجه به این که در آزمایشات از چارچوب OGB استفاده می‌شود، در انتخاب معیار ارزیابی قدرت انتخاب وجود ندارد. OGB برای مجموعه داده ogbl-collab از معیار Hits@50 و برای ogbl-citation2 از معیار MRR[8] استفاده می‌کند. در ادامه هر دو معیار شرح داده می‌شوند. معیار Hits@k نشان می‌دهد چه نسبتی از پیوندهای آزمایشی مثبت در میان مجموعه‌ای از پیوندهای منفی پس از مرتب‌سازی نزولی میان k پیوند اول قرار می‌گیرد. در **این** معیار هر چقدر k عدد کوچکتری باشد معیار سختگیرانه‌تر می‌شود. این معیار در رابطه (15) نشان داده شده است. در این معادله t داده مورد آزمایش، S_{test} مجموعه داده‌های آزمایشی و $rank(t)$ رتبه پیوند مثبت در مجموعه آزمایشی است. هر چقدر الگوریتم پیش‌بینی پیوند بتواند امتیازی بالاتری به پیوند مثبت نسبت به پیوندهای منفی انتصاب دهد، پیوند مثبت در رتبه‌ی بالاتری قرار می‌گیرد و مقدار معیار Hits افزایش می‌یابد (برای اطلاعات بیشتر به پیوست (ب) مراجعه فرمایید).

$$Hits@k = \frac{|\{t \epsilon S_{test} | rank(t) \leq k\}|}{|S_{test}|} \qquad (15)$$

میانگین رتبه متقابل یا MRR یک امتیاز نسبی است که میانگین یا میانگین معکوس رتبه‌هایی را که در آن اولین سند مرتبط برای مجموعه‌ای از جستارها بازیابی شده است. این معیار در اصل مربوط به بازیابی اطلاعات و جستجو است ولی در پیش‌بینی پیوند به معنای میانگین رتبه یک پیوند مثبت در میان مجموعه‌ای پیوندهای منفی است. این معیار با رابطه (16) نشان داده می‌شود. در این معادله Q مجموعه پیوندهای منفی به علاوه پیوند مثبت مد نظر و $rank(t)$ به معنای رتبه پیوند مثبت در میان پیوندهای منفی پس از مرتب‌سازی نزولی است. هر چقدر مدل پیش‌بینی کننده به پیوند مثبت امتیاز بیشتری نسبت به پیوندهای منفی بدهد و رتبه بالاتری کسب کند مقدار MRR بیشتر می‌شود.

$$MRR = \frac{1}{|Q|}\sum_{t=1}^{|Q|}\frac{1}{rank(t)} \qquad (16)$$

4.5. آزمایش اول: معیارهای شباهت محلی

در این بخش، یک آزمایش برای مقایسه روش‌های مبتنی بر شباهت محلی گراف طراحی شده است. در این آزمایش و آزمایش‌های بعدی داده مورد آزمایش ogbl-collab و ogbl-citation2 خواهد بود که به ترتیب بر اساس معیارهای Hits@50 و MRR ارزیابی می‌شوند. همچنین این آزمایش با یک پیش‌بینی کننده تصادفی با نام random_lp تکرار شده که یک عدد تصادفی بین 0 و 1 به هر جفت راس انتصاب می‌دهد. معیار random_lp را برای این به آزمایش اضافه کردیم که ببینیم معیارهای شباهت محلی نسبت به یک روش تصادفی چقدر بهتر عمل می‌کنند. همچنین از شباهت محتوایی W2V_SIM نیز استفاده کردیم که فارغ از ساختار شبکه، صرفا شباهت کسینوسی بردار نهفته‌سازی دو راس را محاسبه می‌کند.

همان‌طور در شکل‌های (9) و (10) مشخص است معیار آدامیک آدار (AA) در هر دو مجموعه داده و پس از آن تخصیص منبع (RA) بهترین نتایج را کسب کرده است. به نظر می‌رسد این دو معیار به دلیل جریمه کردن درجه همسایگان مشترک توانستند نسبت به بقیه نتیجه بهتری کسب کنند. جریمه کردن درجه همسایگان مشترک در کاربردهای دیگر مانند شبکه‌های اجتماعی تاثیر مثبتی داشته و می‌بینیم در شبکه‌های علمی نیز این قاعده برقرار است. یعنی مقالاتی که ارجاعات زیادی دارند و نویسندگانی که همکاری‌های زیادی انجام دادند نسبت به مقالات کم ارجاع و نویسندگان با تعداد کم همکاری، همسایه‌های کم اهمیت‌تری هستند. همچنین معیار اتصال ترجیحی (PA) بدترین نتایج را کسب کرده است ولی با این حال با اختلاف زیادی از پیش‌بینی کننده تصادفی بهتر عمل کرده است. شباهت کسینوسی بردار نهفته‌سازی شده دو راس (W2V_SIM) بدون در نظر گرفتن ساختار گراف، در هر دو مجموعه داده از پیش‌بینی کننده تصادفی بهتر عمل کرده است. این موضوع نشان می‌دهد محتوای

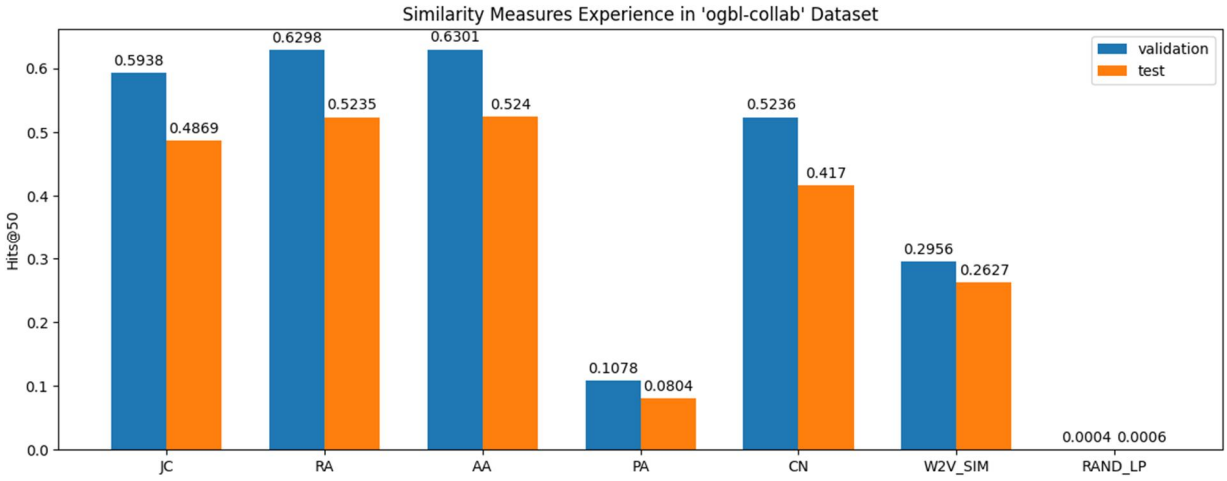
[8] Mean Reciprocal Rank

متنی راس‌های شبکه علمی می‌توانند در پیش‌بینی پیوند تاثیرگذار باشند. شباهت محتوا در شبکه همکاری نویسندگان بهتر از شبکه ارجاعات عمل کرده است، از این موضوع نتیجه می‌گیریم همکاری که بین دو نویسنده شکل می‌گیرد در مقایسه با ارجاع مقالات، وابستگی بیشتر به موضوع و محتوا دارد.

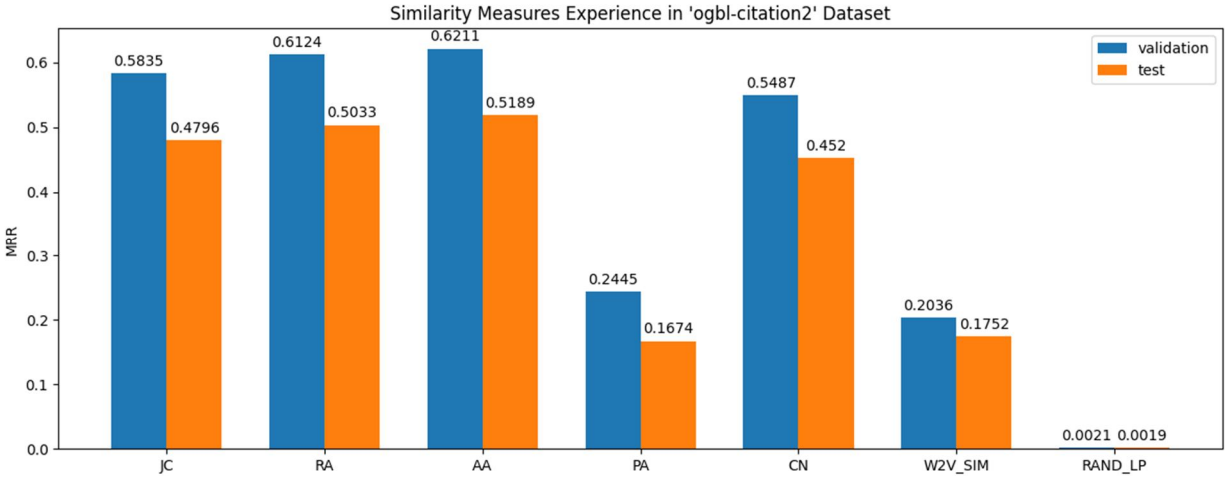
نتایج مدل تصادفی را با استفاده از احتمال می‌توان توجیه کرد. در ogbl-collab تعداد پیوندهای منفی ساختگی ۱۰۰،۰۰۰ و پیوند مثبت واقعی در Hits@50 باید در بین 50 داده اول رتبه‌بندی شود. بر اساس رابطه (17)، نتیجه به دست آمده از طریق احتمال با نتیجه حاصل از آزمایش تفاوت زیادی ندارد. همچنین در ogbl-citation2 میانگین معکوس رتبه پیوند هدف در میان 1000 راس منفی به عنوان MRR محاسبه می‌شود. نتیجه پیش‌بینی تصادفی در رابطه (18) با نتایج آزمایش مطابقت دارد. با افزایش تعداد آزمایش‌ها و میانگین گرفتن از نتایج، عدد میانگین به عدد به دست آمده از طریق احتمال همگرا می‌شود.

$$Hits@50_{rand} = \frac{50}{100{,}000} = 0.0005 \qquad (17)$$

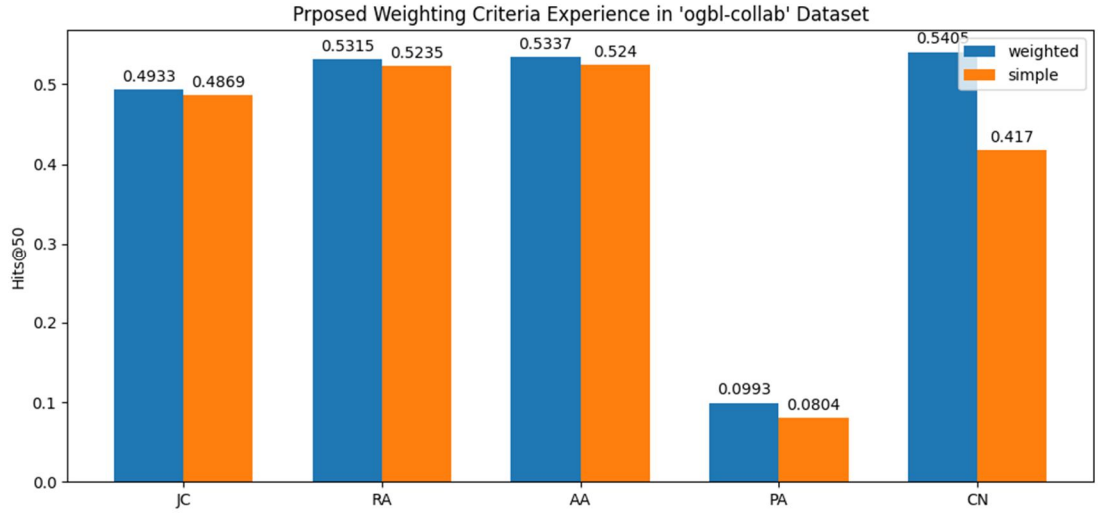
$$MRR_{rand} = \frac{1}{1000}\sum_{i=1}^{1000}\frac{1}{500} = 0.002 \qquad (18)$$



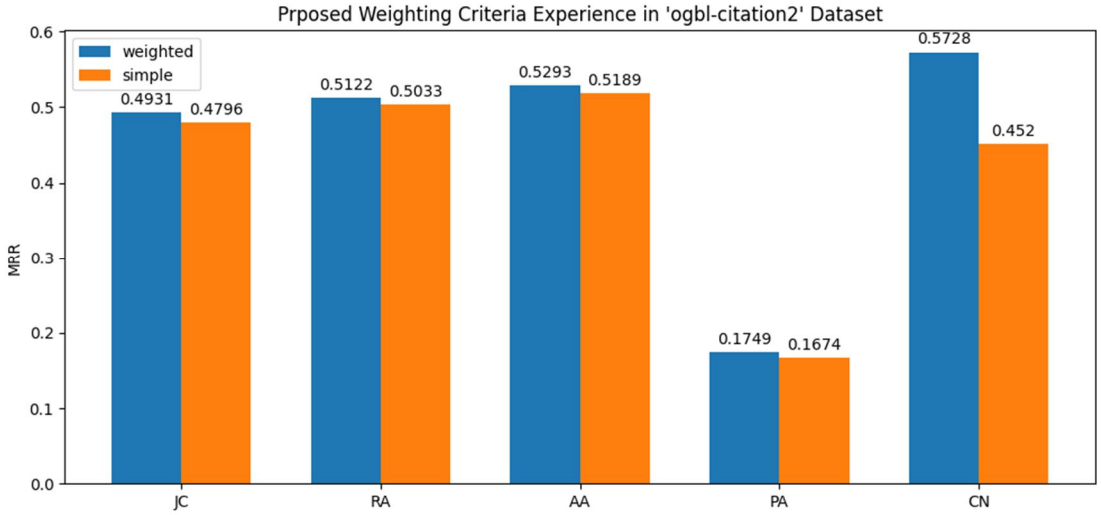
شکل (9): مقادیر HITS@50 بر اساس استفاده از معیارهای شباهت محلی در مجموعه داده OGBL-COLLAB



شکل (10): مقادیر MRR بر اساس استفاده از معیارهای شباهت محلی در مجموعه داده OGBL-CITATION2



شکل (11): مقادیر HITS@50 بر اساس استفاده از روش پیشنهادی وزن‌دهی و مقایسه با روش بدون وزن در داده OGBL-COLLAB



شکل (12): مقادیر MRR بر اساس استفاده از روش پیشنهادی وزن‌دهی و مقایسه با روش بدون وزن در داده OGBL-CITATION2

5.5. آزمایش دوم: روش وزن‌دهی پیشنهادی

این آزمایش برای بررسی روش‌های وزن‌دهی پیشنهاد شده در رابطه‌های (12) و (13) طراحی شده است. در این آزمایش شبکه‌های همکاری نویسندگان و ارجاعات بر اساس روش پیشنهادی وزن‌دار شدند و با استفاده از معیارهای شباهت وزن‌دار که در مفاهیم پایه شرح داده شدند مورد پردازش قرار گرفتند. سپس نتایج هر معیار با نسخه بدون وزن (آزمایش اول) مقایسه می‌شود. در این آزمایش و آزمایش‌های بعدی فقط داده‌های آزمایشی در نتایج آورده می‌شوند و داده‌های اعتبارسنجی را برای جلوگیری از نمودارهای اضافی و آسان‌تر شدن مقایسه نتایج گزارش نمی‌کنیم. مقدار بهینه متغیرهای α و β برای این آزمایش که با آزمون و خطا به دست آمدند در جدول (5) آمده است. نتایج این آزمایش در مقایسه با آزمایش قبل نیز در شکل‌های (11) و (12) قابل مشاهده است.

جدول (5): مقدار A و B در شبکه همکاری نویسندگان و ارجاعات

شبکه	متغیر	مقدار
همکاری نویسندگان (رابطه (12))	α (تاثیر محتوا)	0.5
	β (تاثیر زمان)	0.5
ارجاعات (رابطه (13))	α (تاثیر محتوا)	0.4
	β (تاثیر زمان)	0.6

نتایج نشان می‌دهد تمام معیارهای برای هر مجموعه داده تقریبا به میزان ثابتی بهبود پیدا کردند. البته معیار همسایه مشترک (CN) در هر دو مجموعه داده حدود 14% افزایش داشته است. همسایه مشترک پایه معیارهای دیگر مانند ژاکارد و آدامیک آدار و تخصیص منبع است منتها نسبت به آنها رفتار خیلی ساده‌تری دارد. احتمالا به همین دلیل رفتار ساده (تعداد همسایه‌های مشترک) در مقایسه با آدامیک آدار و تخصیص منبع که همسایگان مشترک را بر اساس درجه جریمه می‌کنند یا ژاکارد که نسبت همسایه‌های مشترک به تمام همسایه‌ها را به عنوان شباهت محاسبه می‌کند عملکرد ضعیف‌تری دارد. با معیار وزن‌دهی پیشنهاد شده، ارزش هر همسایه مشترک تفاوت خواهد کرد. همسایه مشترک وزن‌دار مجموع ارزش همسایه‌ها را عنوان شباهت محاسبه می‌کند و به همین خاطر در مقایسه با همسایه مشترک ساده بسیار هوشمندانه تر عمل می‌کند و توانسته نتایجی مشابه سایر معیارها (به غیر از اتصال ترجیحی) کسب کند.

همچنین جدول (5) نشان می‌دهد در شبکه همکاری نویسندگان تاثیر زمان و محتوا به یک اندازه است. ولی در شبکه ارجاعات تاثیر زمان بیشتر از محتوا است؛ به عبارت دیگر تمایل ایجاد پیوند در شبکه ارجاعات بیشتر با راس‌های جدیدتر است تا راس‌های با شباهت محتوایی بیشتر.

6.5. آزمایش سوم: پیش‌بینی پیوند با SVM و نمونه‌گیری منفی تصادفی

این آزمایش برای بررسی روش‌های پیشین مبتنی بر تک ویژگی (شباهت محلی وزن‌دار و بدون وزن) با روش یادگیری ماشین طراحی شده است. در این آزمایش، به تعداد یال‌های آموزشی با برچسب مثبت، یال‌هایی با برچسب منفی به طور تصادفی انتخاب کردیم، و ویژگی‌های ذکر شده در جدول (2) را برای آنها محاسبه کردیم. به این ترتیب هر پیوند مثبت یا منفی را به یک بردار 13بعدی تبدیل کردیم. با توجه به این که مقادیر ویژگی‌های محاسبه شده در بازه‌های متفاوتی قرار دارند و بدون نرمال‌سازی باعث می‌شود برخی الگوریتم‌های یادگیری ماشین به سمت ویژگی‌هایی با مقدار بزرگتر سوگیری کنند. به همین خاطر مقادیر را با تابع StandardScaler از بسته scikit-learn نرمال کردیم.

در این آزمایش از SVM در بسته scikit-learn با هسته linear به عنوان الگوریتم یادگیری ماشین استفاده شده است. با توجه به اینکه معیارهای MRR و Hits@k هر دو بر اساس مرتب‌سازی بر حسب امتیاز عمل می‌کنند و بر خلاف مساله دسته‌بندی، داده‌های آزمایشی بر حسب برچسب مثبت و منفی مطلق مورد ارزیابی قرار نمی‌گیرد و احتمال وجود پیوند در ارزیابی استفاده می‌شود، پارامتر probability را برابر true قرار دادیم که به جای یک برچسب، احتمال تعلق به آن برچسب (وجود یا عدم وجود پیوند) را به عنوان خروجی محاسبه کند.

در این آزمایش با توجه به انتخاب تصادفی داده‌های منفی، ممکن است نتیجه با هر بار اجرا تغییر کند، به همین دلیل این آزمایش را پنج بار با داده‌های تصادفی متفاوت تکرار کردیم و نتایج را در جدول (6) نشان دادیم.

جدول (6): نتایج پیش‌بینی پیوند با SVM و نمونه‌گیری منفی تصادفی

	تکرار 1	تکرار 2	تکرار 3	تکرار 4	تکرار 5	میانگین
Hits@50	0.513	0.503	0.528	0.508	0.503	0.511 ± 0.009
MRR	0.490	0.506	0.493	0.509	0.503	0.500 ± 0.007

با توجه به اختلاف نتایج در هر بار تکرار، به نظر می‌رسد داده‌های آموزشی در کیفیت پیش‌بینی پیوند تاثیر داشته باشد و به دلیل تصادفی انتخاب شدن در هر تکرار، نتایج با تکرارهای قبل تفاوت دارد. به طور کلی نتایج این آزمایش نسبت به بهترین شباهت‌های وزن‌دار آزمایش قبل بهبود خاصی نداشته. دلیل این موضوع می‌تواند ناکافی بودن داده‌های آموزشی و انتخاب تصادفی این داده‌ها باشد. همچنین ممکن است وجود ویژگی‌هایی که با سایر ویژگی‌ها همبستگی دارند نیز یکی از علت‌های نتیجه نامطلوب باشد. این موارد در آزمایش‌های بعدی بررسی خواهند شد.

7.5. آزمایش چهارم: استخراج ویژگی با PCA

از آنجایی که برخی ویژگی‌های جدول (2) ممکن است با

یگدیگر همبستگی داشته باشند، این آزمایش را طراحی کردیم که با استفاده از الگوریتم استخراج ویژگی PCA ابعاد داده‌ها را کاهش دهیم در این آزمایش بهترین نتایج با n_component=5 حاصل شد، این مقدار با آزمون و خطا به دست آمد. مانند آموزش قبل با توجه به تصادفی انتخاب شدن داده‌های آموزشی، به دلیل امکان اختلاف نتایج آزمایش را تکرار کردیم و نتایج هر تکرار را در جدول (7) گزارش کردیم.

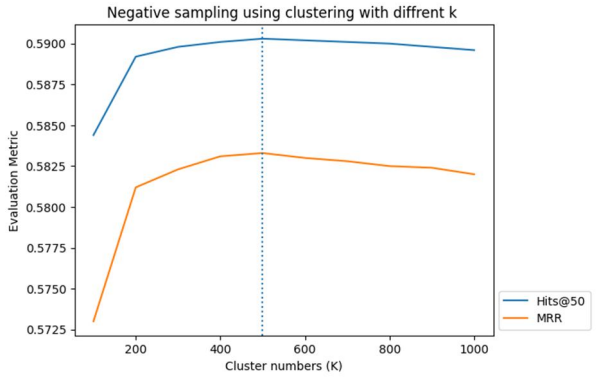
جدول (7): نتایج پیش‌بینی پیوند با PCA و SVM

SVM	تکرار 1	تکرار 2	تکرار 3	تکرار 4	تکرار 5	میانگین
Hits@50	0.540	0.536	0.531	0.545	0.537	0.538 ± 0.004
MRR	0.525	0.528	0.529	0.526	0.526	0.527 ± 0.001

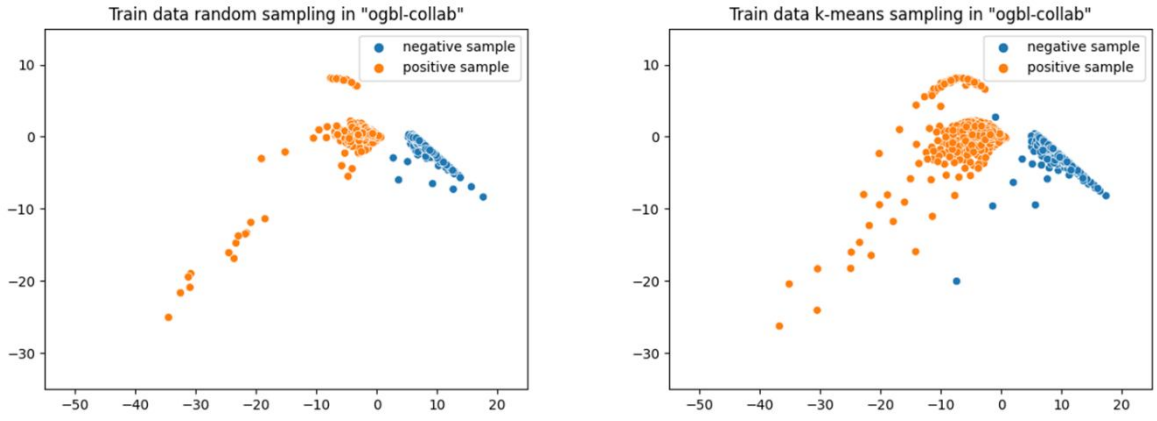
همان‌طور که انتظار می‌رفت، مشاهده می‌شود نتایج نسبت به آزمایش پیش که در شرایط یکسان و بدون PCA انجام شد بهبود پیدا کرده و مانند بسیاری از مسائل یادگیری ماشین PCA باعث افزایش دقت مدل یادگیری ماشین شده. با توجه به این تاثیر مثبت، در آزمایشات بعدی که از خوشه‌بندی و رگرسیون استفاده خواهد شد، از ویژگی‌های استخراج شده توسط PCA استفاده می‌شود.

8.5. آزمایش پنجم: نمونه‌گیری با خوشه‌بندی

این آزمایش برای بررسی نتایج روش پیشنهادی برای نمونه‌گیری منفی با استفاده از خوشه‌بندی طراحی شده است. به دلیل تعداد زیاد داده الگوریتم‌های خوشه‌بندی معمولی زمان زیادی برای اجرا نیاز دارند به همین خاطر در این آزمایش از الگوریتم MiniBatchKMeans با batch_size=1024 استفاده شده است. داده‌های مثبت و منفی پس از استخراج ویژگی با PCA خوشه‌بندی شدند و الگوریتم یادگیری ماشین بر اساس مرکز هر خوشه آموزش داده شد. برای این کار آزمایش را برای k=100 تا k=1000 تکرار کردیم و نتایج را در شکل (13) نشان دادیم. همچنین برای درک بهتر روش پیشنهادی یک بار 500 داده مثبت و منفی را از مجموعه داده ogbl-collab یک بار به صورت تصادفی و بار دیگر با استفاده از خوشه‌بندی انتخاب کردیم و داده‌ها را به صورت دوبعدی در شکل (14) نشان دادیم.



شکل (13): ارزیابی نتایج پیش‌بینی پیوند با نمونه‌گیری منفی با خوشه‌بندی به ازای تعداد خوشه‌های متفاوت



شکل (14): مقایسه نمونه‌گیری تصادفی و استفاده از خوشه‌بندی در داده‌های آموزشی

در شکل (14) سمت چپ یک بار از داده‌های آموزشی به صورت تصادفی 500 داده مثبت و منفی انتخاب کردیم، و یک بار همین داده‌ها را به 500 خوشه تقسیم کردیم و مراکز خوشه‌ها را در سمت راست نشان دادیم. با وجود این که در هر دو سمت شکل 500 داده مثبت و منفی انتخاب شده ولی داده‌های انتخابی در نمونه‌گیری تصادفی بسیار به هم نزدیک‌تر و متراکم‌تر نسبت به روش خوشه‌بندی هستند که نشان می‌دهد بسیاری از داده‌ها تقریبا تکراری هستند. هنگامی که الگوریتم با نمونه‌گیری تصادفی آموزش داده شود بسیاری از حالات مثبت یا منفی که در داده‌های اصلی وجود دارد آموزش داده نخواهد شد. در صورتی که نمونه‌گیری با خوشه‌بندی حالات بیشتری از هر برچسب مثبت یا منفی را پوشش می‌دهد.

6. نتیجه‌گیری

شبکه‌های علمی مانند شبکه همکاری نویسندگان و شبکه ارجاعات شبکه‌هایی هستند که نحوه تکامل آنها در آینده قابل پیش‌بینی است. با پیش‌بینی این تکامل، می‌توان برای یافتن متخصص و منابع مناسب برای پژوهش‌های آتی کمک گرفت. در این مقاله یک چارچوب کلی برای مسائل پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های علمی پیشنهاد شد که اساس آن ترکیب ویژگی‌های محتوایی و ساختاری در قالب یک بردار ویژگی و استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین است؛ برای کاهش ابعاد از PCA استفاده شد. با توجه به حجم زیاد داده‌ها در شبکه‌های علمی دنیای واقعی و پراکنده بودن پیوندهای شبکه، نمونه‌های منفی بسیار بیشتر از نمونه‌های مثبت هستند که با روش پیشنهادی در این مقاله، استفاده از خوشه بندی داده‌های منفی و انتخاب مراکز خوشه‌ها، نمونه‌های محدودی به عنوان نماینده انتخاب شد که با این روش نیز نتایج بار دیگر بهبود یافت.

پیاده‌سازی روش‌های یادگیری ماشین روی شبکه‌های علمی با توجه به برخی ویژگی‌های آن مفید باشد. به عنوان مثال توجه به حوزه‌های تحقیقاتی که می‌تواند در گراف‌های علمی به صورت زیرگراف (یا جامعه) در نظر گرفته شود. همچنین آزمایش بیشتر روی یافتن ترکیب مناسبتری از محتوا و ساختار و شاید مشارکت سایر ویژگی‌های شبکه‌های علمی می‌تواند یکی از کارهای آینده در این حوزه باشد.

تعارض منافع: نویسندگان اعلام می‌کنند که هیچ تعارض منافعی ندارند.

مراجع

[1] R. Taimourei-Yansary, M. Mirzarezaee, M. Sadeghi, and B.N. Araabi, “Predicting invasive disease-free survival time in breast cancer patients using semi-supervised graph-based machine learning techniques,” Soft Comput. J., vol. 10, no. 1, pp. 48-69, 2021, doi: 10.22052/scj.2022.243330.1039 [In Persian].

[2] E. Mahfooz and G. Fath-Tabar, “Sum of distance between vertices of graphs,” Soft Comput. J., vol. 5, no. 2, pp. 28-33, 2016, dor: 20.1001.1.23223707.1395.5.2.3.0 [In Persian].

[3] A. Keypour, “Link prediction in social networks through classifiers combination,” Soft Comput. J., vol. 4, no. 2, pp. 2-17, 2016, dor: 20.1001.1.23223707.1394.4.2.54.4 [In Persian].

[4] V. Martinez, F. Berzal, and J.-C. Cubero, “A survey of link prediction in complex networks,” ACM Comput. Surv., vol. 49, no. 4, pp. 1-33, 2016, doi: 10.1145/3012704.

[5] L. Lu and T. Zhou, “Link prediction in complex networks: A survey,” Phys. A: Stat. Mech. Appl., vol. 390, no. 6, pp. 1150-1170, 2011, doi: 10.1016/j.physa.2010.11.027.

[6] C.P. Muniz, R. Goldschmidt, and R. Choren, “Combining contextual, temporal and topological information for unsupervised link prediction in social networks,” Knowl.-Based Syst., vol. 156, pp. 129-137, 2018, doi:

10.1016/j.knosys.2018.05.027.

[7] M. Nikkar, R. Alijani, and K.M.H. Ghazizadeh, “Investigation of the presence of surgery researchers in research gate scientific network: An altmetrics study,” Iran. J. Surg., vol. 25, no. 2, pp. 76-82, 2017.

[8] H. Liu, H. Kou, C. Yan, and L. Qi, “Link prediction in paper citation network to construct paper correlation graph,” EURASIP J. Wireless Commun. Netw., vol. 2019, no. 1, pp. 1-12, 2019.

[9] E. Butun and M. Kaya, “Predicting citation count of scientists as a link prediction problem,” IEEE Trans. Cybern., vol. 50, no. 10, pp. 4518-4529, 2019, doi: 10.1109/TCYB.2019.2900495.

[10] N. Shibata, Y. Kajikawa, and I. Sakata, “Link prediction in citation networks,” J. Am. Soc. Inf. Sci. Technol., vol. 63, no. 1, pp. 78-85, 2012, doi: 10.1002/asi.21664.

[11] V. Latora, V. Nicosia, and G. Russo, Complex Networks: Principles, Methods and Applications. Cambridge, U.K.: Cambridge Univ. Press, 2017.

[12] P.M. Chuan, M. Ali, T.D. Khang, and N. Dey, “Link prediction in co-authorship networks based on hybrid content similarity metric,” Appl. Intell., vol. 48, no. 8, pp. 2470-2486, 2018.

[13] E. Butun, M. Kaya, and R. Alhajj, “Extension of neighbor-based link prediction methods for directed, weighted and temporal social networks,” Inf. Sci., vol. 463, pp. 152-165, 2018, doi: 10.1016/j.ins.2018.06.051.

[14] S. Behrouzi, Z. S. Sarmoor, K. Hajsadeghi, and K. Kavousi, “Predicting scientific research trends based on link prediction in keyword networks,” J. Informetrics, vol. 14, no. 4, Art. no. 101079, 2020, doi: 10.1016/j.joi.2020.101079.

[15] A. Daud et al., “Who will cite you back? Reciprocal link prediction in citation networks,” Lib. Hi Tech, vol. 35, no. 4, pp. 509-520, 2017, doi: 10.1108/LHT-02-2017-0044.

[16] D. Liben-Nowell and J. Kleinberg, “The link-prediction problem for social networks,” J. Am. Soc. Inf. Sci. Technol., vol. 58, no. 7, pp. 1019-1031, 2007.

[17] S. Martincic-Ipsic, E. Mocibob, and M. Perc, “Link prediction on Twitter,” PLoS ONE, vol. 12, no. 7, p. e0181079, 2017, doi: 10.1371/journal.pone.0181079.

[18] L.A. Adamic and E. Adar, “Friends and neighbors on the web,” Soc. Netw., vol. 25, no. 3, pp. 211-230, 2003, doi: 10.1016/S0378-8733(03)00009-1.

[19] T. Zhou, L. Lu, and Y.-C. Zhang, “Predicting missing links via local information,” Eur. Phys. J. B, vol. 71, no. 4, pp. 623-630, 2009, doi: 10.1140/epjb/e2009-00335-8.

[20] M.E. Newman, “Clustering and preferential attachment in growing networks,” Phys. Rev. E, vol. 64, no. 2, p. 025102, 2001, doi: 10.1103/PhysRevE.64.025102.

[21] N. Benchettara, R. Kanawati, and C. Rouveirol, “A supervised machine learning link prediction approach for academic collaboration recommendation,” in Proc. 4th ACM Conf. Recommender Syst., 2010, pp. 253-256, doi: 10.1145/1864708.1864760.

[22] F. Almeida and G. Xexeo, “Word embeddings: A survey,” arXiv preprint arXiv:1901.09069, 2019.

[23] J. Pennington, R. Socher, and C.D. Manning, “GloVe: Global vectors for word representation,” in Proc. Conf. Empirical Methods Nat. Lang. Process. (EMNLP), 2014, pp. 1532-1543.

[24] J. Zhou, L. Liu, W. Wei, and J. Fan, “Network representation learning: From preprocessing, feature extraction to node embedding,” ACM Comput. Surv., vol. 55, no. 2, pp. 1-35, 2022.

[25] M. Grohe, “word2vec, node2vec, graph2vec, x2vec: Towards a theory of vector embeddings of structured data,” in Proc. 39th ACM SIGMOD-SIGACT-SIGAI Symp. Princ. Database Syst., 2020, pp. 1-16.

[26] A. Grover and J. Leskovec, “node2vec: Scalable feature learning for networks,” in Proc. 22nd ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discov. Data Mining, 2016, pp. 855-864, doi: 10.1145/2939672.2939754.

[27] D. Lande, M. Fu, W. Guo, I. Balagura, I. Gorbov, and H. Yang, "Link prediction of scientific collaboration networks based on information retrieval," World Wide Web, vol. 23, pp. 1-19, 2020, doi: 10.1007/s11280-019-00768-9.

[28] B. Liu, S. Xu, T. Li, J. Xiao, and X.-K. Xu, "Quantifying the effects of topology and weight for link prediction in weighted complex networks," Entropy, vol. 20, no. 5, p. 363, 2018, doi: 10.3390/e20050363.

[29] A. Hagberg, P.J. Swart, and D.A. Schult, "Exploring network structure, dynamics, and function using NetworkX," Los Alamos National Lab (LANL), Los Alamos, NM, USA, Rep. LA-UR-08-05495, 2008.

پیوست الف: الگوریتم node2vec

الگوریتم node2vec بر پایه الگوریتم word2vec که در پردازش متن برای تبدیل کلمات به فضای برداری استفاده می‌شود ارائه شده است. در الگوریتم node2vec راس‌ها معادل کلمات در الگوریتم word2vec هستند. الگوریتم word2vec دنباله‌ای از کلمات (جملات) را به عنوان ورودی می‌پذیرد. با انجام تعداد زیادی قدم‌زدن تصادفی و ثبت دنباله راس‌های طی شده، این دنباله برای راس‌ها ساخته می‌شود (شکل (الف-1)، قسمت ب). در این الگوریتم نسخه خاصی از قدم زدن تصادفی به نام قدم زدن تصادفی درجه دوم[9] استفاده می‌شود. در قدم زدن تصادفی درجه اول، تاریخچه قدم زدن نگهداری نمی‌شود. یعنی هنگامی که از یک راس به راس مبدا انتقال صورت می‌گیرد، در مبدا الگوریتم نمی‌داند از چه راسی به حالت فعلی رسیده ولی در قدم زدن تصادفی درجه دوم، راسی که از آن به مبدأ انتقال صورت گرفته اهمیت پیدا می‌کند.

در قدم‌زدن تصادفی درجه دوم، احتمال انتقال از یک راس به راس‌های مجاور از طریق تابع α که در رابطه (الف-1) نشان داده شده است صورت می‌گیرد. در این رابطه t راسی است که انتقال از آن صورت گرفته، v راسی است که در زمان فعلی الگوریتم در آن قرار دارد و x راس‌هایی که هستند که امکان انتقال به آنها از راس v وجود دارد. احتمال بازگشت به راس قبلی p و احتمال انتقال به قسمتی از گراف که تا به حال دیده نشده است q می‌باشد. همچنین d_{tx} کوتاه‌ترین فاصله بین t و x است.

$$\alpha_{pq}(t,x) = \begin{cases} \frac{1}{p} & if\ d_{tx} = 0 \\ 1 & if\ d_{tx} = 1 \\ \frac{1}{q} & if\ d_{tx} = 2 \end{cases} \quad (p,q < 1) \qquad \text{(الف-1)}$$

با تغییر q و p می‌توان سرعت کاوش در گراف را تنظیم کرد. به عبارت دیگر، با کاهش q قدم‌زدن تصادفی به سمت پیمایش عمقی[10] گراف متمایل می‌شود و با کاهش p الگوریتم به سمت پیمایش سطحی[11] گراف متمایل می‌شود.

در ادامه هر یک از این دنباله‌های ساخته شده توسط قدم‌زدن تصادفی به عنوان ورودی به شبکه عصبی skip-gram داده می شود. مدل skip-gram یک شبکه عصبی با یک لایه پنهان است. این مدل آموزش داده می‌شود که احتمال وجود یک راس (کلمه) را در صورت وجود یک راس دیگر در دنباله محاسبه کند. خروجی مدل skip-gram یک نهفته سازی برای هر راس

[9] Second order random-walk

[10] DFS

[11] BFS

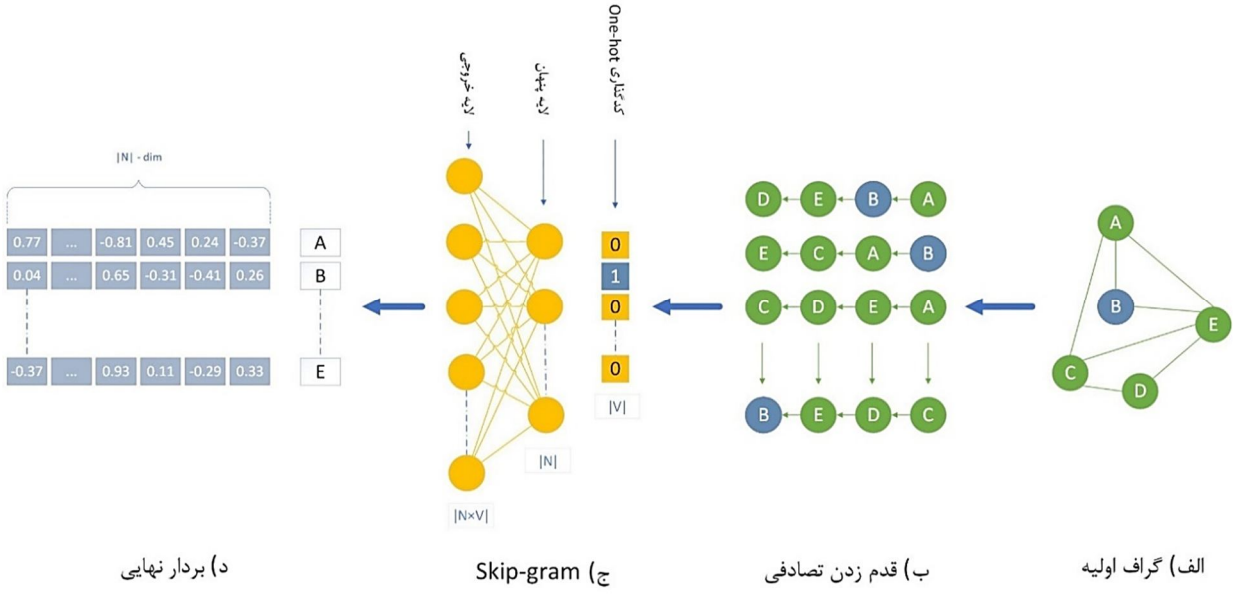
است (شکل (الف-1)، قسمت ج و د).

پیوست ب: چارچوب OGB

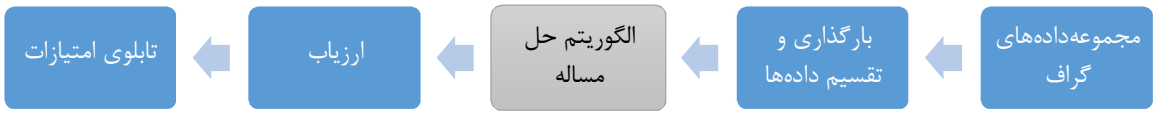
OGB یک چارچوب نرم‌افزاری متن باز برای انجام آزمایشات و ارزیابی نتایج برای مسائل مربوط به پردازش گراف است. این چارچوب با زبان پایتون و توسط دانشگاه استنفورد توسعه داده شده‌است[27]. به طور کلی این چارچوب ارائه مجموعه داده‌ها و ارزیابی نتایج را در یک قالب استاندارد برای پژوهشگران فراهم می‌کند. در نهایت بهترین نتایج ثبت شده که موفق به ثبت مقاله شده باشند در جدول برترین نتایج در سایت OGB نمایش داده می‌شود. مراحل انجام یک پژوهش در چارچوب OGB در شکل (ب-1) نشان داده شده است. ابتدا یک مجموعه داده برای پژوهش مورد نظر انتخاب می‌شود. سپس OGB این مجموعه داده را به سه قسمت آموزشی، اعتبارسنجی و آزمایشی تقسیم و بارگزاری می‌کند. سپس با استفاده از یک الگوریتم داده‌های اعتبارسنجی و آزمایشی پردازش می‌شوند و در نهایت نتایج توسط ارزیاب مختص به مجموعه داده انتخاب شده ارزیابی می‌شود و در صورت انتشار مقاله در تابلوی امتیازات درج می‌شود.

مسائلی که در OGB برای آنها مجموعه داده و ارزیاب فراهم شده اعم از پیش‌بینی پیوند، دسته‌بندی راس ، تکمیل گراف دانش و مسائل دیگر هستند. این مجموعه داده‌ها در زمینه‌هایی مانند شبکه‌های علمی، گراف‌های بیولوژیکی و شبکه‌های دانش هستند. در این بخش فقط به مجموعه‌داده‌های مرتبط با شبکه‌های علمی و مساله پیش‌بینی پیوند می‌پردازیم.

استفاده از چنین چارچوب‌هایی به پژوهشگران کمک می‌کند نتایج پژوهش‌های خود را با سایر الگوریتم‌های پیشین مقایسه کنند. در این مقاله آزمایشات و ارزیابی نتایج مبتنی بر این چارچوب انجام می‌شود. به عنوان نمونه تابلوی نمایش و رتبه‌بندی ارزیابی تعدادی از مقالات، براساس معیار Hits@50 با مجموعه‌داده ogbl-collab در شکل (ب-2) نشان داده شده است.



شکل (الف-1): الگوریتم NODE2VEC



شکل (ب-1) مراحل انجام یک مساله گراف در OGB

Rank	Method	Ext. data	Test Hits@50	Validation Hits@50	Contact	References	#Params	Hardware	Date
1	**GIDN@YITU**	No	0.7096 ± 0.0055	0.9620 ± 0.0040	Zixiao Wang, Yu Zhang(ZhejiangLab, HUST)	Paper, Code	60,449,025	DepGraph@SCTS/CGCL	Oct 10, 2022
2	**PLNLP + SIGN**	No	0.7087 ± 0.0033	1.0000 ± 0.0000	Liang Yao (Tencent)	Paper, Code	34,980,864	Tesla-P40 (24G GPU)	Apr 7, 2022
3	**PLNLP (random walk aug.)**	No	0.7059 ± 0.0029	1.0000 ± 0.0000	Zhitao Wang (WeChat@Tencent)	Paper, Code	34,980,864	Tesla-P40 (24G GPU)	Dec 21, 2021
4	**HOP-REC**	No	0.7012 ± 0.0016	1.0000 ± 0.0000	Bo-Yu Lin (CFDA & CLIP Labs)	Paper, Code	30,191,104	CPU	Oct 21, 2021
5	PLNLP+ LRGA	No	0.6909 ± 0.0055	1.0000 ± 0.0000	Hao Xu	Paper, Code	35,200,656	NVIDIA Tesla V100 (32GB GPU)	Jun 26, 2022
17	DeepWalk	No	0.5037 ± 0.0034	Please tell us	Hao Xiong (DGL)	Paper, Code	61,390,187	g4dn.2xlarge, T4 (15GB GPU)	Jun 30, 2020
18	Node2vec	No	0.4888 ± 0.0054	0.5703 ± 0.0052	Matthias Fey – OGB team	Paper, Code	30,322,945	GeForce RTX 2080 (11GB GPU)	Jun 22, 2020
19	GraphSAGE	No	0.4810 ± 0.0081	0.5688 ± 0.0077	Matthias Fey – OGB team	Paper, Code	460,289	GeForce RTX 2080 (11GB GPU)	Jun 24, 2020
20	GCN (val as input)	No	0.4714 ± 0.0145	0.5263 ± 0.0115	Matthias Fey – OGB team	Paper, Code	296,449	GeForce RTX 2080 (11GB GPU)	Oct 19, 2020
21	GCN	No	0.4475 ± 0.0107	0.5263 ± 0.0115	Matthias Fey – OGB team	Paper, Code	296,449	GeForce RTX 2080 (11GB GPU)	Jun 24, 2020
22	Matrix Factorization	No	0.3886 ± 0.0029	0.4896 ± 0.0029	Matthias Fey – OGB team	Paper, Code	60,514,049	GeForce RTX 2080 (11GB GPU)	Jun 22, 2020

شکل (ب-2): تابلوی امتیازات برای مجموعه‌داده OGBL-COLLAB