فصلنامه سیستم‌های پردازشی و ارتباطی چندرسانه‌ای هوشمند
Intelligent Multimedia Processing and Communication Systems (IMPCS)

Spring 2023, 4 (1), 17-26
DOI: 10.71856/impcs.2023.903583

Received: 23 Feb 2023
Accepted: 20 Apr 2023

مقاله پژوهشی

A Similarity Measure for Link Prediction in Social Network

Ali Sarabadani[1*], Kheirollah RahseparFard[2], Seyyed Morteza Pournaghi [3]

1. PhD Student, IT Engineering, University of Qom, Qom, Iran. *Corresponding Author*, alisarabadani14@gmail.com
2. Assistant Professor, Department of IT & Computer Engineering, University of Qom, Qom, Iran.
3. Assistant Professor, Faculty of Computer, Network and Communication, Imam Hussein University, Tehran, Iran.

Abstract

Introduction: A social network is a social structure made up of individuals or organizations. Social network analysis is an approach in which the network is considered as a set of nodes and relationships between them. Nodes are individuals and actually actors in the network and the relationships between them are displayed as connections between nodes.

Method: Among many social network analysis issues, link prediction has attracted much attention due to the growing number of social network users. Link prediction means predicting which new interaction is going to happen in the future. Traditional link prediction methods considered pairs of nodes as a unit and made decisions based on commonalities between them. In addition, we proposed a new similarity measure for link prediction in social networks.

Results: We compared this criterion with four prediction methods of Jaccard link, Salton Index, Salton Cosine, and resource allocation). Experimental runs in this article were carried out on five social network datasets. Our results showed that this criterion performed better than other link prediction techniques on all datasets.

Discussion: Social network analysis has recently attracted lots of attention among researchers due to its wide applicability in capturing social interactions. Link prediction, related to the likelihood of having a link between two nodes of the network that are not connected, is a key problem in social network analysis. Many methods have been proposed to solve the problem. Among these methods, similarity-based methods exhibit good efficiency by considering the network structure and using as a fundamental criterion the number of common neighbors between two nodes to establish structural similarity.

Keywords: Social network analysis, link prediction, Similarity measure, Co-authorship network.

فصلنامه سیستم‌های پردازشی و ارتباطی چندرسانه‌ای هوشمند
Intelligent Multimedia Processing and Communication Systems (IMPCS)
انجمن علمی تجارت الکترونیکی ایران

ارائه یک معیار مشابهت جهت پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۲/۰۴ دورهٔ چهارم، بهار ۱۴۰۲
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۱/۳۱ شمارهٔ اول، صص: ۱۷-۲۶

علی سرآبادانی [۱*]، خیرالله رهسپارفرد [۲]، سید مرتضی پورنقی [۳]

۱- دانشجوی دکتری، مهندسی فناوری اطلاعات، دانشگاه قم، قم، ایران. (نویسنده مسئول) alisarabadani14@gmail.com
۲- استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه قم، قم، ایران.
۳- استادیار، گروه رایانش امن، دانشکده رایانه، شبکه و ارتباطات، دانشگاه جامع امام‌حسین (ع)، تهران، ایران.

چکیده: یک شبکه اجتماعی، ساختاری متشکل از افراد یا سازمان‌ها است. تحلیل شبکه‌های اجتماعی، مبتنی بر رویکردی است که در آن شبکه را به صورت مجموعه‌ای از گره‌ها و روابط میان آن‌ها درنظرمی‌گیرد. گره‌ها شامل اشخاص و موجودیت‌های درون شبکه هستند که با یکدیگر در تعامل‌اند و در واقع بازیگران درون شبکه محسوب‌می شوند که روابط میان آن‌ها به صورت اتصالاتی بین گره‌ها نمایش داده‌می شود. باتوجه به تعداد روبه‌رشد کاربران شبکه‌های اجتماعی، تحلیل روابط حاکم بر آن، پیش‌بینی پیوندها و تعامل‌های نا شی از ارتباط میان گره‌ها (پیش‌بینی لینک یا پیوند، یعنی پیش‌بینی تعامل جدیدی که قرار اســت در آینده رخ‌دهد) از چالش‌های جدی در شبکه‌های اجتماعی می‌باشد. ما در این مقاله یک معیار شباهت جدید برای پیش‌بینی لینک در شبکه‌های اجتماعی را پیشنهاد می‌دهیم. این معیار را با چهار روش پیش‌بینی لینک Jaccard ،Salton Index ،Salton Cosine و Resource Allocation مقایســـه‌می‌کنیم. ما شبیه‌سازی معیار پیشنهادی خود را بر روی پنج مجموعه داده در شبکه‌های اجتماعی، انجام‌می‌دهیم. نتایج شبیه‌سازی نشان‌می‌دهد که معیار پیشـنهادی ما عملکرد بهتری نسـبت به سـایر روش‌های پیش‌بینی پیوند در شـبکه‌های اجتماعی برروی همه دیتاسـت‌ها را دارد. تجزیه و تحلیل شبکه‌های اجتماعی به دلیل کاربرد گسترده آن در ثبت تعاملات اجتماعی اخیراً توجه بسیاری را در بین محققان به خود جلب‌کرده‌اسـت. پیش‌بینی پیوند، مربوط به احتمال وجود پیوند بین دو گره شـبکه که متصـل نیسـتند، یک مشـکل کلیدی در تحلیل شبکه‌های اجتماعی ا ست. روش‌های زیادی برای حل م شکل پی شنهاد شده‌ا ست. در میان این روش‌ها، روش‌های مبتنی بر شباهت با درنظرگرفتن ساختار شبکه و استفاده به عنوان معیاری اساسی از تعداد همسایه‌های مشترک بین دو گره برای ایجاد شباهت ساختاری، کارایی خوبی از خود نشان‌می‌دهند.

واژه‌های کلیدی: تحلیل شبکه اجتماعی، پیش‌بینی پیوند، معیار مشابهت، شبکه هم نویسندگی.

۱. مقدمه

روند روبه‌رشد کاربران شبکه‌سازی اجتماعی، زندگی‌ها و کسب‌وکار جهان را هر روز تغییر داده‌است [۱]، این موضوع در پژوهش‌های اخیر به بحث گذاشته شده‌است. شبکه اجتماعی، مکانی است که دو یا چند نفر که دارای رابطه مشترک هستند، می‌آیند و اطلاعات خود را به اشتراک می‌گذارند، دیدگاه خود را مبادله‌می‌کنند، بحث‌می‌کنند و همدیگر را در شبکه‌های اجتماعی دنبال‌می‌کنند. شبکه‌های اجتماعی می‌توانند از طریق تماس‌های رودررو یا برون‌خط باشند[۲]، مانند مدارس، دانشگاه‌ها، کنفرانس‌ها و دیگر مکان‌های عمومی، اما با استفاده از توییتر [۳]، فیس‌بوک [۴]، گوگل پلاس و لینکدین، این ارتباطات می‌توانند برخط باشند. شبکه اجتماعی، یک گراف است که در آن افراد به‌صورت گره نشان‌داده‌می‌شوند و تماس آن‌ها، یال بین آن‌ها است. یال بدان معناست که این گره‌ها با همدیگر در ارتباط یا تعامل هستند، حتی اگر از نظر جغرافیایی از همدیگر دور باشند. از چند سال گذشته، جذابیت مردم به سمت شبکه‌های اجتماعی، مانند فیس‌بوک و توییتر، فرصت‌های بسیاری برای محققان جهت مطالعه و تحلیل مشخصات شبکه اجتماعی و همچنین جنبه‌های مختلف رفتار انسانی در کل شبکه اجتماعی، به‌وجودآورده‌است. تحلیل شبکه اجتماعی، به مردم در شناسایی افراد دارای علایق مشترک و جوامع مربوطه آن‌ها، کمک‌می‌کند [۵]. علاوه‌برآن، می‌توانیم بفهمیم که چگونه جوامع ساخته‌می‌شوند و در شبکه اجتماعی مردم چگونه با هم در تعامل هستند.

پژوهشگران متخصص در زمینه تحلیل شبکه اجتماعی، با مسائل بسیار زیادی مواجه هستند [۶]. پیش‌بینی ارتباط بین گره‌ها، به معنای پیش‌بینی پیوندهای مشاهده‌نشده یا ناموجود در شبکه اجتماعی از آن جمله است [۷]. ماهیت پویای شبکه اجتماعی، این چالش را جالب‌تر کرده‌است. [۸،۹]

پیش‌بینی پیوند بین گره‌ها، توجه پژوهشگران حوزه‌های مختلف را به خود جلب‌کرده‌است. پژوهشگران در حوزه‌های مختلف، مانند سیستم‌های توصیه‌کننده که دوستان جدید با علایق مشترک را توصیه‌می‌کنند [10]، بیوانفورماتیک در شبکه‌های تعاملی پروتئین - پروتئین [۱۱] و نقل‌وقول در شبکه نقل‌وقول [۱۲]، در حال پژوهش هستند. علاوه‌برآن، از پیش‌بینی لینک برای پیش‌بینی لینک‌های آینده در شبکه‌ها (فیس‌بوک)، پیش‌بینی لینک‌های ناموجود [۱۳]، اقلام جهت فروش در آمازون [۱۴]، مجرمان در شبکه‌های مجرمان [۱۵]، استفاده‌شده‌است؛ بنابراین، تحلیل پیش‌بینی لینک‌های آینده و همچنین تکمیل شبکه، بسیار مهم است.

روش‌های پیش‌بینی زیادی برای پیوند بین گره‌ها که از اطلاعات گره‌ها و توپولوژی شبکه اجتماعی برای محاسبه شباهت بین جفت گره‌ها استفاده-می‌کنند؛ وجوددارد. شباهت محاسبه‌شده، به‌صورت یک نمره یا امتیاز نشان‌داده‌می‌شود که به یک جفت گره (x,y)، این امتیاز داده‌می‌شود. امتیاز بالا نشان‌دهنده شانس بالاتر پیوند داشتن گره x و y با هم در آینده است. از سوی دیگر، نمره کم، نشان‌دهنده آن است که گره x و y به‌احتمال کم در آینده با هم پیوند خواهندداشت. در ادبیات پژوهش، روش‌های پیش‌بینی پیوند جدید برای محاسبه نمره شباهت بین جفت گره‌ها، هر دو گره را به‌اندازه برابر مدنظر قرارمی‌دهند لذا این روش‌ها گاهی قادر به‌پیش بینی پیوندهای آتی نیستند. ما در این مقاله، یک معیار شباهت جدید را پیشنهادمی‌دهیم که تک‌تک گره‌ها را جهت محاسبه شباهت مدنظر قرارمی‌دهد.

۲. پیشینه پژوهش

در سال‌های اخیر، پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی موضوعی مهم برای پژوهشگران علوم رایانه و شبکه‌های اجتماعی شده‌است. یکی از روش‌هایی که در این حوزه استفاده‌می‌شود، استفاده از معیارهای مشابهت بین گره‌ها به منظور پیش‌بینی پیوند است.

تحقیقات زیادی در این حوزه انجام شده است که برخی از آن‌ها عبارتند از:

کار ارائه‌شده توسط لادا و آدامیک[1] [۱۶] که در آن از معیارهای مشابهت احتمالی بین گره‌ها استفاده‌شده‌است.

طرح ارائه‌شده توسط زاراپور و همکاران [۱۷]، که در آن بررسی گسترده‌ای از روش‌های پیش‌بینی پیوند با استفاده از معیارهای مشابهت ارائه‌شده‌است.

این تحقیقات نشان‌می‌دهد که استفاده از معیارهای مشابهت بین گره‌ها برای پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی معیارهای مشابهت مختلفی وجوددارند که در این تحقیقات استفاده‌شده‌اند، از جمله:

معیارهای مبتنی بر فاصله: این معیارها بر اساس فاصله بین گره‌ها در شبکه، مانند فاصله کوتاهترین مسیر یا فاصله گرانشی، تعیین می‌شوند.

معیارهای مبتنی بر همسایگی: این معیارها بر اساس تعداد ویژگی‌های مشترک بین دو گره و همچنین تعداد مشترکین همسایگان آن‌ها تعیین‌می‌شوند.

معیارهای مبتنی بر گراف: این معیارها بر اساس ساختار گراف و ویژگی‌های آن، مانند تعداد گره‌های مشترک همسایگان یا تعداد مثلث‌های مشترک، تعیین‌می‌شوند.

معیارهای مبتنی بر زمان: این معیارها بر اساس زمانی که دو گره با یکدیگر متصل‌شده‌اند، مانند تعداد مشترکین بازدیدکنندگان یا تعداد مشترکین کامنت‌ها، تعیین‌می‌شوند.

در این تحقیقات، برای بهبود دقت پیش‌بینی پیوند، روش‌های مختلفی مانند ترکیب معیارها، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، و استفاده از ویژگی‌های بیشتر گره‌ها درنظرگرفته‌شده‌اند.

به طور کلی، معیارهای مشابهت بین گره‌ها به عنوان یکی از روش‌های پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی مورد توجه

پژوهشـــگران علوم رایانه و شـــبکه‌های اجتماعی قراردارد. اســـتفاده از معیارهای مشـــابهت مختلف و ترکیب آن‌ها با هم، می‌تواند دقت پیش‌بینی پیوند را افزایش دهد. همچنین، اســـتفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و ویژگی‌های بیشتر گره‌ها می‌تواند به دقت پیش‌بینی کمک‌کند، به‌خصوص در شبکه‌های اجتماعی بزرگ و پیچیده.

به علاوه، روش‌های پیش‌بینی پیوند بر اســـاس معیار مشـــابهت در شبکه‌های اجتماعی در بسیاری از پروژه‌های کاربردی نیز مورد استفاده قرارمی‌گیرد، مانند توصیه‌گرهای فیلم و موسیقی، پیش‌بینی دوستان جدید در شبکه‌های اجتماعی و بهبود رتبه‌بندی صفحات وب.

برای پیش‌بینی پیوند در شـــبکه‌های اجتماعی، معیارهای مختلفی برای ســـنجش شـــباهت بین گره‌ها (نودها) وجوددارد. در ادامه به برخی از این معیارها اشاره‌می‌کنیم:

معیار مشابهت جاکارد: این معیار بر اساس تعداد مشترک بودن همســـایگان دو گره اســـت که به عنوان یک معیار ســـاده و کارآمد برای پیش‌بینی پیوند استفاده‌می‌شود.

معیار مشابهت عددی: این معیار برای محاســـبه شـــباهت بین دو گره، فاصله یا اختلاف بین بردارهای مشخصه دو گره را محاسبه‌می‌کند. این بردارها معمولاً شامل ویژگی‌هایی مانند سن، جنسیت، شغل و... هستند.

معیار مشابهت کسینوسی: این معیار برای محاسبه شباهت بین دو گره از طریق زاویه بین بردارهای مشخصه آن‌ها استفاده‌می‌شود. این معیار در پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی بسیار مؤثر است.

معیار مشابهت آدامیک-آدار: این معیار برای ســـنجش شـــباهت بین دو گره، مجموع وزن‌هـــای پیونـــدهـــای مشـــترک بین آن‌هـــا را محاسبه‌می‌کند.

معیار مشـــابهت همســـایگان مشـــترک: در این معیار، تعداد همسایگان مشترک دو گره با یکدیگر درنظرگرفته‌می‌شود. این معیار در برخی موارد می‌تواند به عنوان یک معیار کارآمد برای پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی مورد استفاده قرارگیرد.

لازم به ذکر است که در بسیاری از موارد، استفاده از تنها یک معیار برای پیش‌بینی پیوند در شـــبکه‌های اجتماعی کافی نیســـت و باید از ترکیب چندین معیار با هم مثلاً ترکیب خطی از معیارهای مشـــابهت جاکارد، مشابهت کسینوسی و مشابهت آدامیک-آدار استفاده‌کرد.

در ادامـــه، چنـــدین معیـــار دیگر نیز برای پیش‌بینی پیونـــد در شـــبکه‌های اجتماعی وجوددارد که به طور کلی، به دو دســـته معیارهای مبتنی بر ســـاختار شـــبکه و معیارهای مبتنی بر مشـــخصـــات گره‌ها تقسیم‌می‌شوند.

در معیارهای مبتنی بر ساختار شـــبکه، از ویژگی‌هایی مانند درجه گره‌ها، میانگین مسـیر کوتاه بین گره‌ها و میزان همبســـتگی بین گره‌ها اســـتفاده‌می‌شـود. از طرفی، در معیارهای مبتنی بر مشـخصـات گره‌ها، ویژگی‌هایی مانند ســـن، جنســـیت، تحصـــیلات و شـــغل گره‌ها به عنوان معیارهای مشابهت مورد استفاده قرارمی‌گیرند.

در نهایت، برای پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی، لازم است از الگوریتم‌های یادگیری ماشینی مانند شبکه‌های عصبی و رگرسیون لجســـتیک اســـتفاده‌کرد. این الگوریتم‌ها با اســـتفاده از مجموعه‌ای از داده‌های شـــبکه، تلاش‌می‌کنند یک مدل پیش‌بینی برای پیوندهای جدید در شبکه تولیدکنند.

یکی از کارهای آشنا در پیش‌بینی پیوند بین دو گره x و y سنجش شباهت بین آن‌ها می‌باشد. هرچه دو گره بیشتر به هم شبیه باشند، احتمال اینکه یک پیوند بین این دو گره به وجود بیاید، بیشتر است. با استفاده از این رویکرد، اکثر پژوهش‌ها به‌صورت زیرند:

وانگ و همکاران [۱۸]، مدل‌های گرافیکی احتمالاتی محلی را ارائه‌داده‌اند که می‌توانند تا گراف‌های مقیاس بزرگ گســـترده‌شـــوند و شـــانس وجود پیوند بین دو گره را اندازه‌گیری‌کنند. تلیندا و همکاران [۱۸]، مدل احتمال محلی را به وســـیله جدیدترین معیارهای شـــباهت یعنی Root PageRank و Adamic Adar (AA) که به آن پیش‌بینی پیوند آگاه از زمان، گفته‌می شود، را تعمیم دادند. سه معیار پراستفاده، یعنی PageRank، Katz و احتمال گریز، توسط سانگ و همکاران [۲۰] برای پیش‌بینی پیوند اســـتفاده‌شـــده‌اند. موناســـینگه و همکاران [۲۱]، معیار «نمره زمانی» (TS) را برای پیش‌بینی پیوند بین جفت گره‌هایی که در زمان تعامل و تعداد گره به هم رســـیده‌اند را مورد اســـتفاده قرارمی‌دهند تا قدرت رابطه بین پیوندهای قوی و برچســـب زمانی مشغولیت به هم (engagement) متصل به آینده را به‌دست‌آورند. سوارز و همکاران [۲۲]، در مقاله خود، نمره شـــباهت را برای هر جفت گره منفصل را از طریق معیارهای شباهت توپولوژیک، محاسبه‌کردند. ژانگ و فیلیپ [۲۳]، دو پرش را برای محاســـبه شـــباهت درنظرگرفتند که در آنجا یک روش جســـتجوی شـــباهت مبتنی بر یال را پیشـــنهادکردند که شـــباهت بین دو گره را به‌صـــورت شـــباهت دو پرشـــی، محاســـبه‌می‌کند. ابراهیم و چن [۲۴]، از ساختار اجتماعی، مرکزیت گره و اطلاعات زمانی اســـتفاده‌کردند تا پیوندهای احتمالی در شـــبکه‌های اجتماعی را پیش‌بینی‌کنند. هان و همکاران [۲۵] بر روی شـــباهت بین جوامع کارکردند و در مقاله خود، معیار «درجه شـــباهت اجتماعی» (CSD) را پیشـــنهاددادند تا با آن درجه شـــباهت علایق بین چندین کاربر در یک جامعه، به‌دست‌آید. موراتا و همکاران [۲۶] دو نمره شباهت وزنی یعنی WAA و WCN، تعمیم‌یافته از «همسایگان مشترک» [۲۷] و Adamic Adar [۲۸] را پیشنهاددادند. بر اساس مقاله موراتا [۲۶]، اسماعیل و همکاران [۲۹]، ضریب Jaccard وزنی (WJC) را پیشنهادکردند.

یافتن پیوندهای تماس جدید یا ناموجود بین انســـان‌ها در یک شبکه اجتماعی، یک مسئله چالش‌برانگیز درنظرگرفته‌می شود. وانگ و همکاران [۳۰] نتایج امیدوارکننده‌ای برای مســـئله اســـتنباط گراف، ارائه‌می‌دهند. صمد و همکاران [۳۱]، پروفایل‌های اجتماعی انسان‌ها و تأثیر پروفایل‌ها بر پیش‌بینی لینک را تحلیل‌کردند و ثابت‌کردند که همه ویژگی‌های اجتماعی انسان‌ها، اهمیت متفاوت دارند. در یک گراف، بین دو گره، بر روی یال‌ها، وزن نشـــان‌دهنده میزان قدرت پیوند

تماس‌های مختلف ا ست. جانوتولا و همکاران [۳۲]، بر پیش‌بینی لینک برای شبکه اجتماعی آنلاین (OSN) با ا ستفاده از توان پیش‌بینی‌کننده ترکیب شبکه‌های دوستی و تعامل، تمرکز کردند. با استفاده از شبکه‌های دوستی، آن ها پیش‌بینی یال های آتی در شبکه های تعامل را بهبوددادند. در یک شبکه دوستی، یک پیوند «فالو یا دنبال‌کردن» وجوددارد، اما در شبکه تعاملی، دو گره در یک روز خاص، با هم گفتگو دارند. برای پیش‌بینی شبکه‌های تعاملی آینده، پیش‌بینی‌کننده‌ها به سه دسته تقسیم‌می‌شوند، پیش‌بینی‌کننده‌هایی که از دوستی استفاده‌نمی‌کنند، پیش‌بینی‌کننده‌هایی که تنها از دوستی‌های فعلی استفاده‌می‌کنند و پیش‌بینی‌کننده‌هایی که از دوستی‌های پیش‌بینی‌شده، استفاده‌می‌کنند. نتایج شامل حاصل از دوستی‌های فعلی، واقعاً باعث به‌وجودآمدن یک پیش‌بینی‌کننده پیوند بسیار بهتر برای شبکه های تعاملی می‌شود. ژو و هم کاران [۳۳] بر روی الگوریتم های مختلف برای مسئله پیش‌بینی پیوند مبتنی بر جذب شباهت برای گره های که پیوند حذف‌شده در شبکه دارند، استفاده‌کردند. برای این رویکرد، آن‌ها دو دسته گسترده را تعریف‌کردند، یکی اطلاعات محلی برای ایجاد حمله‌های بهینه برای معیارهای CND در مورد پیوندهای هدف در یک گروه و دیگری، اطلاعات شبکه جهانی برای حالت‌های خاص انگیزش یافته که از معیار NP-Hard استفاده‌می‌کند. برای ردیابی این پیوندهای ناموجود یا حذف شده، آن‌ها از الگوریتم‌های زمان چندجمله‌ای استفاده‌می‌کنند. لیم و همکاران [۳۴]، بر روی پیش‌بینی پیوند پنهان با ا ستفاده از شبکه‌های مجرمان، کارکردند. آن‌ها بررسی‌کردند که معیارهای یادگیری ماشینی تحت نظارتی، نیاز به دیتاست‌های بزرگ برای آموزش‌دادن و تست‌کردن، داشتند؛ بنابراین، برای پیش‌بینی پیوندهای پنهان، آن ها از کاربرد «یادگیری تقویتی عمیق» (DRL) برای بازسازی شبکه‌های مجرمان، استفاده‌کردند. در آزمایش‌های تجربی، ایشان نتیجه‌گیری‌کردند که پیش‌بینی پیوند از طریق DRL، عملکرد بهتری نسبت به یادگیری ماشینی نظارتی دارند. علاوه‌برآن، لیم و همکاران [۳۵]، عملکرد DRL با یادگیری ماشینی نظارتی از نظر دقت پیش‌بینی‌کنندگی و قدرت محاسبات را مقایسه‌کردند.

۳. روش تحقیق

ما در این مقاله با ا ستفاده از پنج شبکه اجتماعی هم - نویسندگی که به‌وسیله گراف بدون جهت G=(V,E) نشان‌داده‌می‌شوند، طرح پیشنهادی خود را آمایش‌می‌کنیم. در گراف اجتماعی، E نشان‌دهنده مجموعه پیوندهای بین نویسندگان است و V مجموعه گره‌های نشان‌دهنده نویسندگان ا ست. مقاله ما، قرار ا ست یک نمره S(x,y) به هر جفت گره (x,y)، بدهد. احتمال پیوند بین گره‌ها، با یک نمره معین، نشان‌داده‌می‌شود. هرچه مقدار S(x,y) بیشتر باشد، احتمال اینکه بین گره‌های x و y برای جفت گره (x,y) یک پیوند به وجود بیاید، بیشتر می‌شود.

۱،۳. توضیح دیتاست

در این مقاله، از ۵ دیتا ست مختلف [۳۶] (یعنی AstroPh، CondMat، GrQc، HepPh وHepTh) که حاوی شبکه های هم نویسندگی می‌باشند، استفاده‌کردیم. این دیتاست‌ها، مشارکت پژوهشی بین نویسندگان را پوشش‌می‌دهد و از e-print arxiv، استخراج‌شده‌است. اگر یک نویسنده x، در یک مقاله با نویسنده y همکاری دا شته‌ا ست، این گراف حاوی یک یال بدون جهت بین x و y می‌شود. اگر z عدد «هم نویسنده» در یک مقاله وجوددا شته‌با شد، در نتیجه، (زیر) گراف کامل بر روی z گره تولیدمی‌کند. علاوه‌برآن، معیارهای تفصیلی دیتاست‌ها در جدول ۱ بیان‌شده‌اند.

جدول ۱: معیارهای تفصیلی دیتاست‌ها

دیتاست	ویژگی‌ها	
	تعداد گره‌ها	تعداد یال‌ها
AstroPh	18772	198110
CondMat	23133	93497
GrQc	5242	14496
HepPh	12008	118521
HepTh	9877	25998

۲،۳ ضریب جکارد (Jaccard)

یکی از معیارهای مشابهت معروف در شبکه‌های اجتماعی، معیار مشابهت جاکارد (Jaccard similarity) است. این معیار مشابهت بر اساس تعداد مشترک گره هایی که دو گره در اختیار دارند، محاسبه‌می‌شود. با این معیار، دو گره که بیشترین تعداد گره‌های مشترک را دارند، بیشترین احتمال پیوند دارند.

معیار مشابهت جاکارد به‌راحتی قابل‌محاسبه است و توانایی پیش‌بینی پیوند را در شبکه های اجتماعی با دقت قابل‌قبولی فراهم‌می‌کند. این معیار همچنین مزیت کم‌هزینه بودن محاسبات را نیز دارد. با این حال، معیار مشابهت جاکارد تنها یکی از معیارهای مشابهت ا ست و برای بهبود دقت پیش‌بینی پیوند، بهتر ا ست از ترکیب چندین معیار با هم استفاده‌کرد.

ضریب جکارد [۳۷]، هر دو تعداد کل و تعداد مشترک همسایگان را برای محاسبه شباهت بین جفت گره‌ها ا ستفاده می‌کند. ضریب جکارد بین دو گره u و v به‌صورت زیر محاسبه‌می‌شود:

(۱)

$$Jc(u,v) = \frac{|\tau(u)\cap\tau(v)|}{|\tau(u)\cup\tau(v)|}$$

در اینجا، τ(u) به معنای مجموع گره‌هایی است که مجاور با گره u می‌باشند و |τ(u)∩ τ(v)| تعداد همسایگان مشترک بین جفت گره‌های u و v می‌باشند.

۳،۳. شاخص سورنسن (Sorensen)

شاخص سورنسن یک معیار مشابهت بین دو مجموعه می‌باشد که برای محاسبه شباهت بین دو گره در یک شبکه استفاده‌می‌شود. این شاخص بر مبنای تعداد عناصری است که در هر دو مجموعه وجوددارند و همچنین تعداد عناصری که در حداقل یکی از دو مجموعه وجوددارد.

به این صورت که اگر دو مجموعه A و B را داشته‌باشیم، سورنسن برای آن‌ها برابر است با:

$$J(A,B) = |A \cap B| / |A \cup B$$

که در آن $|A \cap B|$ تعداد عناصری است که در هر دو مجموعه وجوددارند و $|A \cup B|$ تعداد عناصری است که در حداقل یکی از دو مجموعه وجوددارد. شاخص سورنسن مقداری بین ۰ تا ۱ دارد، که هر چه مقدار آن به یک نزدیک‌تر باشد، دو مجموعه به همان اندازه شبیه به یکدیگر هستند. این شاخص برای مقایسه مجموعه‌های با اندازه‌های مختلف مناسب است و به دلیل سادگی و سرعت محاسبه، در بسیاری از موارد به عنوان یک شاخص مشابهت مفید استفاده‌می‌شود.

معیارهای شباهت سورنسن [۳۸]، با معادله زیر تعریف‌می‌شوند. این معادله اندازه همسایگان مشترک را درنظرمی‌گیرد و همچنین اشاره می‌کند که درجه کمتر گره‌ها، احتمال لینک بیشتر دارند.

(۲)

$$SI(u,v) = \frac{|\tau(u) \cap \tau(v)|}{|\tau(u)| + |\tau(v)|}$$

۴،۳. کسینوس سورنسن

شاخص کسینوس سورنسن (Cosine similarity index) یک معیار مشابهت بین دو بردار است که برای محاسبه شباهت بین دو گره در یک شبکه استفاده‌می‌شود. این شاخص برای بردارهای با ابعاد بالا و جستجوی سریع برای پیداکردن بردارهای مشابه کاربرد دارد.

برای دو بردار X و Y با ابعاد n، شاخص کسینوس سورنسن برابر با ضرب داخلی بین دو بردار تقسیم بر حاصل‌ضرب دو نرم آن‌ها است. به این صورت که ابتدا برای هر بردار، نرم آن با استفاده از جمع مربعات عناصر و جذر مجموع، محاسبه می شود. سپس برای دو بردار X و Y، مقدار شاخص کسینوس سورنسن به صورت زیر محاسبه‌می‌شود:

$$\text{cosine_similarity}(X,Y) = (X \,.\, Y) / (||X||\ ||Y||)$$

در اینجا، $(X \,.\, Y)$ نشان‌دهنده ضرب داخلی بین دو بردار است، و $||X||$ و $||Y||$ نشان‌دهنده نرم هر کدام از بردارهاست.

مقدار شاخص کسینوس سورنسن بین -۱ تا ۱ است، که مقدار ۱ نشان‌دهنده تمامی شباهت بین دو بردار و مقدار -۱ نشان‌دهنده تمامی عدم شباهت بین دو بردار است. اگر مقدار شاخص کسینوس سورنسن برابر با صفر باشد، این نشان‌دهنده عدم وجود هرگونه شباهت بین دو بردار است.

کسینوس سالتون [۳۹]، یک معیار کسینوس مشترک است که برای محاسبه شباهت بین جفت گره استفاده‌می‌شود. این معیار به‌صورت زیر تعریف‌می‌شود:

(۳)

$$Sc(u,v) = \frac{|\tau(u) \cap \tau(v)|}{\sqrt{|\tau(u)|.|\tau(v)|}}$$

۵،۳. تخصیص منابع

در تعیین معیار مشابهت جهت پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی، روش تخصیص منابع (Resource Allocation) یکی از روش‌های پرکاربرد است. در این روش، معیار مشابهت برای دو گره، مجموع مقادیر معیار مشابهت بین هر یک از همسایگان آن‌ها محاسبه می‌شود. به عبارت دیگر، در این روش، منابع موجود در هم سایگان هر گره برای تعیین شباهت آن با سایر گره‌ها استفاده‌می‌شود.

برای دو گره i و j با همسایگان N(i) و N(j) به‌ترتیب، معیار تخصیص منابع به صورت زیر محاسبه‌می‌شود:

$$RA(i,j) = \sum_{k \in N(i) \cap N(j)} \frac{1}{|N(k)|}$$

در اینجا، $|N(k)|$ تعداد همسایگان گره k است. این روش به دلیل سادگی و کارایی زیاد، در پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی کاربرد فراوانی دارد. علاوه بر این، این روش نسبت به روش‌های دیگر، از جمله شاخص جاکارد و شاخص سورنسن، در صورت وجود اتصال بین دو گره، نتایج بهتری ارائه‌می‌دهد.

تخصیص یا تقسیم منبع، توسط ژو و همکاران [۴۰] پیشنهادشده و به گره‌های درجه بالاتر، جریمه سنگین‌تری تحمیل‌می‌کند. این معیار شباهت، عملکرد بهتری برای شبکه‌ای که درجات میانگین زیاد دارد، دارا می‌باشد. جالب‌ترین حقیقت در مورد تقسیم منابع این است که نه‌تنها از هم‌سایگان بلکه همچنین از هم‌سایه‌های هم‌سایگان استفاده می‌کند. شباهت بین جفت گره با استفاده از تقسیم منابع، به‌صورت زیر محاسبه‌می‌شود:

(۴)

$$RA(u,v) = \sum_{z \in |\tau(u) \cap \tau(v)|} \frac{1}{|\tau(z)|}$$

۴. معیار پیشنهادی

ما در این مقاله یک معیار شباهت جدید را پیشنهادمی‌دهیم، معیاری که شباهت X به Y و همچنین شباهت Y به X را مدنظر قرارمی‌دهد. این معیار، کار محاسبه شباهت را به دو قسمت تقسیم‌می‌کند. اولی، با استفاده از معادله ۵، متوجه‌می شود که u چه میزان به v مشابه است. دومی، شباهت v به u را با استفاده از معادله ۶، محاسبه‌می‌کند. در نهایت، هر دو نتیجه معادلات ۵ و ۶ را با استفاده از معادله ۷ مورد استفاده قرارمی‌دهد. در اینجا، به گره‌های دارای درجه بالاتر، جریمه تحمیل‌می‌شود تا پیوندهای بین گره‌های درجه بالاتر و گره‌های درجه پایین‌تر را پیداکند. در اکثر روش‌ها، پیوند بین گره‌های درجه بالاتر و درجه پایین‌تر نادیده گرفته‌می شود، اما در روش پیشنهادی ما، جریمه سنگینی بر گره‌های درجه بالاتر تحمیل‌می شود و شانس بیشتری به گره‌های درجه کمتر می‌دهد تا با گره‌های درجه بالاتر، پیوند پیداکنند. علاوه‌برآن، در روش‌های پیش‌بینی پیوند سنتی، جفت گره را به‌عنوان یک واحد در نظر می‌گرفتند و بر اساس اشتراک بین آن‌ها، تصمیم‌گیری می‌کردند. ما استدلال می‌کنیم که هر دو گره درون یک جفت، شباهت

خاص خود به همدیگر را دارند. می‌تواند این‌گونه باشد که یک شخص به شخص دیگر ۱۰۰٪ مشابه باشد، اما شخص دیگر، به آن اندازه شباهت به اولی نداشته‌باشد.

(۵)

$$sam(u_v) = \frac{|\tau(u) \cap \tau(v)|}{|\tau(u)|}$$

(۶)

$$sam(v_u) = \frac{|\tau(u) \cap \tau(v)|}{|\tau(v)|}$$

(۷)

$$sam(u, v) = (sam(u_v) + sam(v_u)/2)$$

جهت مقایسه روش پیشنهادی خود با سایر روش‌های پیش‌بینی پیوند قبلی، درصد پیوندهای اجتماعی پیش‌بینی‌شده را با سایر روش‌ها مقایسه‌می‌کنیم. علاوه‌برآن، معیار دقت (نسبت پیش‌بینی‌های صحیح به تعداد کل یال‌های ورودی)، برای ارزیابی معیارهای مشابهت را به صورت زیر استفاده‌می‌کنیم.

(۸)

$$Accuracy = 1 - \frac{E(G_\gamma) + E(G_p) - 2E(G_\gamma \cap G_p)}{Max(E(G_\gamma), E(G_p))}$$

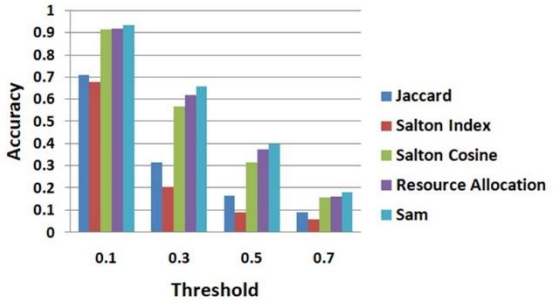
در معادله بالا، E نشان‌دهنده یال های گراف اجتماعی، Gγ، نشان‌دهنده گراف اجتماعی اصلی، Gρ نشان‌دهنده گراف اجتماعی پیش‌بینی‌شده‌است، تابع Max، حداکثر تعداد یال‌ها از گراف اصلی و پیش‌بینی‌شده را تولیدمی‌کند.

۵. شبیه‌سازی و مقایسه طرح پیشنهادی

ما در این مقاله جهت ارزیابی و مقایسه نتایج طرح پیشنهادی خود با سایر روش‌ها از پنج دیتاست (Astro، CondMat، GrQc، HepPh و HepTh) استفاده‌کرده‌ایم. در ابتدا، این دیتاست‌ها، در خود یک گراف اجتماعی از نویسندگان، با تعداد مختلف گره‌ها و یال‌ها به‌صورت آمار ارائه‌شده، در جدول ۱ نشان‌داده‌شده‌اند. سپس این یال‌ها را از هر گراف اجتماعی حذف‌کردیم و معیارهای شباهت بر روی هر جفت گره در هر گراف اجتماعی را بر اساس معادلات ۵، ۶ و ۷ محاسبه‌کردیم. بعد از اعمال معیارهای مشابهت، تعدادی آستانه بر روی شباهت بین هر جفت گره اعمال‌کردیم و ۱۰۰ گراف اجتماعی پیش‌بینی شده، ۲۰ گراف برای هر معیار شباهت و دیتاست بر روی چهار آستانه مختلف، ایجادکردیم. در آخر، دقت هر معیار مشابهت را بررسی‌کردیم.

۱،۵. مقایسه با استفاده از دیتاست Astro

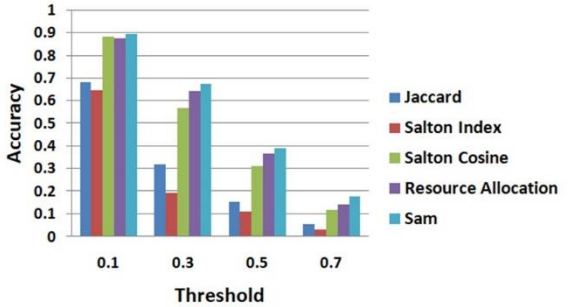
برای محاسبه شباهت، ۱۰۰۰ یال از دیتاست Astro برای پیش‌بینی استفاده شد. شکل ۱، نتایج دیتاست Astro را نشان‌می‌دهد. در این شکل آستانه بر روی محور X و درصد پیش‌بینی به شکل دقت بر روی محور Y نشان‌داده شده. الگوی یکسانی در همه شکل‌ها دیده‌می شود. آستانه‌های حاصله نشان‌داد که در آستانه ۰/۱، معیار پیشنهادی به بالاترین نتایج با پیش‌بینی لینک ۹۳٪ رسید. به بیان دقیق‌تر، حداقل دقت حاصل شده توسط معیار پیشنهادی، ۱۸٪ است و بیشینه، ۹۳٪ است. علاوه، بر آن، معیار پیشنهادی، Salton Cosine و «تقسیم منابع» بروی همه آستانه‌ها به نتایج خوبی رسیدند. از سوی دیگر، شاخص جاکارد و سالتون، نتوانستند به نتایج معقولی دست‌یابند. به‌طورکلی، حداقل دقت حاصل‌شده توسط جاکارد، شاخص سالتون، سالتون کسینوس (Salton Cosine) و «تقسیم منابع به‌ترتیب ۹٪، ۶٪، ۱۶٪ و ۱۶٪ می‌باشند.



شکل ۱: نتایج دیتاست Astro برای پیش‌بینی ۱۰۰۰ یال

۲،۵. مقایسه‌ها با استفاده از دیتاست CondMat

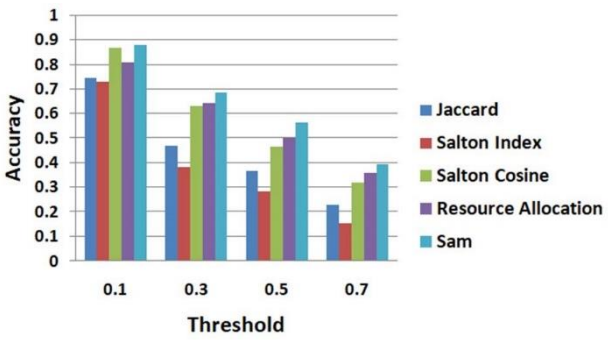
جهت محاسبه شباهت، ۱۰۰۰ یال از ۹۳۴۹۷ یال برای پیش‌بینی از دیتاست CondMat، استفاده شد. شکل ۲، نتایج دیتاست CondMat را نشان‌می‌دهند. که در این شکل آستانه بر روی محور X و درصد پیش‌بینی به شکل دقت بر روی محور Y نشان‌داده‌شده‌است. در آستانه ۰/۱، معیار پیشنهادی به بالاترین نتایج پیش‌بینی لینک ۹۰٪ دست‌یافت. علاوه‌برآن، حداقل دقت حاصل‌شده توسط معیار پیشنهادی، ۱۸٪ است. در آستانه‌های ۰/۱ و ۰/۳، معیار پیشنهادی، Salton Cosine و Resource Allocation، به نتایج خوبی رسیدند. از سوی دیگر، این بار هم Jaccard و Salton Index نتوانستند به نتایج مناسبی دست‌یابند. به‌طورکلی، حداقل دقت حاصل‌شده توسط Jaccard، Salton Index، Salton Cosine و Resource Allocation ، به ترتیب ۶٪، ۳٪ ، ۱۲٪ و ۱۴٪ می‌باشند. برای آستانه‌های ۰/۵ و ۰/۷، با اینکه همه معیارهای شباهت قادر به تولید نتایج بهتری نبودند، اما توانستیم نتایج بهتری برای معیار پیشنهادی نسبت به دیگران، مشاهده‌کنیم.



شکل ۲ : نتایج دیتاست CondMat برای پیش‌بینی ۱۰۰۰ یال

۳،۵. مقایسه با استفاده از دیتاست GrQc

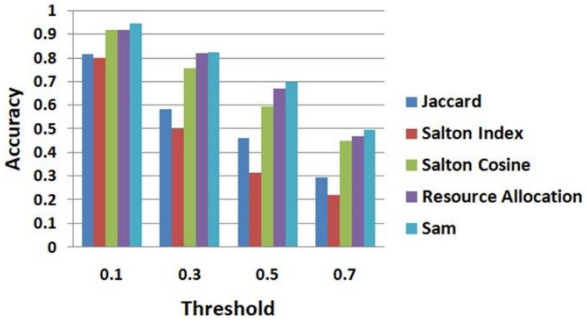
برای پیش‌بینی لینک، ۱۰۰۰ یال مختلف از دیتاست GrQc انتخاب‌می‌شوند شکل ۳، نتایج دیتاست GrQc را نشان‌می‌دهند.
آستانه‌های حاصله نشان‌دادند که در آستانه ۰/۱، معیار پیشنهادی به بالاترین نتایج با پیش‌بینی ۸۸٪ پیوندها، دست‌یافت. به بیان دقیق‌تر، دقت حداقل حاصل شده به‌وسیله معیار پیشنهادی، ۳۹٪ و حداکثر آن ۸۸٪ است. علاوه‌برآن، معیار پیشنهادی، Salton Cosine و Resource Allocation، بر روی همه آستانه‌ها به نتایج خوبی رسیدند. از سوی دیگر، Jaccard و Salton Index، حداکثر ۷۴٪ و ۷۳٪ را به دست آوردند که کمی نسبت به دو دیتاست قبلی (یعنی Astro و CondMat)، بهتر هستند. همین رفتار توسط Salton Cosine و Resource Alloctation حاصل شد، زیرا حداکثر پیش‌بینی لینک ۸۷٪ و ۸۱٪ را حاصل‌کردند. به‌طورکلی، حداقل دقت توسط Jaccard، Salton Index، Salton Cosine و Resource Allocation به میزان ۲۳٪، ۱۵٪ ، ۳۲٪ و ۳۶٪ حاصل‌شدند که در مقایسه با دو دیتاست قبلی (یعنی، Astro و CondMat) بهتر هستند.



شکل ۳: نتایج دیتاست GrQc برای پیش‌بینی ۱۰۰۰ یال

۴،۵. مقایسه با استفاده از دیتاست HepPh

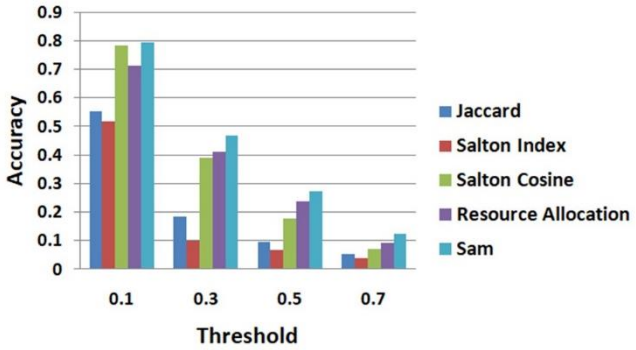
برای محاسبه شباهت، ۱۰۰۰ یال از ۱۱۸۵۲۱ یال، برای پیش‌بینی از دیتاست HepPh، استفاده‌می شوند. شکل ۴، نتایج دیتاست HepPh را نشان‌می‌دهند که در آن آستانه بر روی محور X و در صد پیش‌بینی به شکل دقت بر روی محور Y نشان‌داده شده‌است. در آستانه ۰/۱، معیار پیشنهادی، بالاترین نتایج را با پیش‌بینی ۹۵٪ لینک‌ها حاصل‌کرد. از سوی دیگر، حداقل دقت توسط سام ۵۰٪ بود. در آستانه‌های ۰/۱ و ۰/۳، معیار پیشنهادی، Salton Cosine و Resource Allocation به نتایج خوبی رسیدند. از سوی دیگر، این بار نیز Jaccard و Salton Index نتوانستند نتایج مناسبی به‌دست‌آورند. به‌طورکلی، حداقل دقت توسط Jaccard، Salton Index، Salton Cosine و Resource Allocation به ترتیب ۳۰٪، ۲۲٪، ۴۵٪ و ۴۷٪ به دست آمدند. برای آستانه‌های ۰/۵ و ۰/۷، همه معیارهای شباهت، نتایج بهتری نسبت به دیتاست‌های قبلی (یعنی، Astro، COndMat و GrQc) به‌دست‌آورند. موضوع جالب دیگری که می‌توانیم ببینیم این است که معیار پیشنهادی بهتر از بقیه فنون، کارایی داشته‌است.



شکل ۴ : نتایج دیتاست HepPh برای پیش‌بینی ۱۰۰۰ یال

۵،۵. مقایسه با استفاده از دیتاست HepTh

برای پیش‌بینی لینک بر روی دیتاست HepTh، ۱۰۰۰ یال مختلف انتخاب‌شدند. شکل ۵ نتایج دیتاست HepTh را نشان‌می‌دهند که آستانه‌های حاصله، نشان‌دادند که در آستانه ۰/۱، روش پیشنهادی ما معیار پیشنهادی، به ۷۹٪ پیش‌بینی لینک رسید که نسبت به باقی روش‌ها، بالاتر بود. به بیان دقیق‌تر، حداقل دقت حاصل‌شده توسط معیار پیشنهادی، ۱۲٪ است و حداکثر ۷۹٪. علاوه‌برآن، معیار پیشنهادی، Salton Cosine و Resource Allocation بر روی همه آستانه‌ها، به نتایج خوبی رسیدند. از سوی دیگر، Jaccard و Salton Index به حداکثر ۵۵٪ و ۵۲٪ دست یافتند که قدری نسبت به دیتاست‌های قبلی، (یعنی Astro، CondMat، GrQc و HepPh)، کمتر رضایت‌بخش بودند. همین رفتار توسط Salton Cosine و Resource Allocation دنبال‌شد، زیرا حداکثر ۷۸٪ و ۷۱٪ لینک را پیش‌بینی کردند. به‌طورکلی، حداقل دقت حاصل توسط Jaccard، Salton Index، Salton Cosine و Resource Allocation به ترتیب ۵٪، ۴٪، ۷٪ و ۹٪ بودند که در مقایسه با دیتاست‌های قبلی (یعنی، Astro، CondMat، GrQc و HepPh)، بسیار کمتر بودند.



شکل ۵ : نتایج دیتاست HepTh برای پیش‌بینی ۱۰۰۰ یال

۶. نتیجه‌گیری

در این مقاله، معیاری برای پیش بینی پیوندهای موجود در شبکه‌های اجتماعی را پیشنهاددادیم و نتایج حاصل از روش پیشنهادی خود را بر روی پنج دیتاست مختلف، شبیه‌سازی‌کردیم. علاوه‌برآن، این معیار پیشنهادی را با چهار روش پیش‌بینی پیوند Jaccard، Salton Index،

Salton Cosine و Resource Allocation مقایسه کردیم. نتایج شبیه‌سازی بر روی پنج دیتاست مختلف (یعنی Astro، CondMat، GrQc، HepPh و HepTh)، نشان‌می‌دهد که روش پیشنهادی ما با دقت بیشتری می‌تواند پیوند موجود در یک شبکه اجتماعی را بین گره‌های مختلف محاسبه‌کند. لذا نتایج ما نشان‌می‌دهد که این معیار عملکرد بهتری نسبت به بقیه روش‌های پیش‌بینی پیوند برروی همه دیتاست‌ها دارد.

جدول۲: نتایج مقایسه با معیار پیشنهادی

دیتاست	تعداد یال‌ها جهت پیش‌بینی	Jaccard		Salton Index		Salton Cosine		Resource Allocation		معیار پیشنهادی	
		Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min	Max	Min
Astro	۱۰۰۰	71%	9%	68%	**6%**	91%	16%	92%	16%	**93%**	18%
CondMat	۱۰۰۰	68%	6%	65%	**3%**	88%	12%	87%	14%	**90%**	18%
GrQc	۱۰۰۰	74%	23%	73%	**15%**	87%	32%	81%	36%	**88%**	39%
HepPh	۱۰۰۰	82%	30%	80%	**22%**	92%	45%	92%	47%	**95%**	50%
HepTh	۱۰۰۰	55%	5%	52%	**4%**	78%	7%	71%	9%	**79%**	12%

۷.پیشنهادهایی برای کارهای آتی

برای توسعه پژوهش‌های مرتبط با معیارهای مشابهت جهت شناسایی شبکه‌های اجتماعی موارد زیر پیشنهاد می‌گردد.

- بررسی تاثیر ساختار شبکه‌ها و ویژگی‌های گره‌ها بر پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی
- بررسی و به‌کارگیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی
- بررسی تأثیر نویز و خطا در داده‌ها بر دقت پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی
- بررسی تأثیر افزایش حجم داده بر دقت الگوریتم‌های پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی
- بررسی تأثیر استفاده از الگوریتم‌های پیش‌بینی پیوند بر بهبود کارایی و عملکرد شبکه‌های اجتماعی

۸. مراجع

[1] Mallek, S., Boukhris, I., Elouedi, Z., & Lefèvre, E. (2019). Evidential link prediction in social networks based on structural and social information. Journal of computational science, 30, 98-107.

[2] Pérez-Macías, N., Fernández-Fernández, J. L., & Rua Vieites, A. (2019). Entrepreneurial intentions: trust and network ties in online and face-toface students. Education+ Training, 61(4), 461-479. Authorized licensed use limited to: Auckland University of Technology. Downloaded on June 05,2020 at 21:29:50 UTC from IEEE Xplore. Restrictions apply.

[3] Ahuja, R., Singhal, V., & Banga, A. (2019). Using Hierarchies in Online Social Networks to Determine Link Prediction. In Soft Computing and Signal Processing (pp. 67-76). Springer, Singapore.

[4] Lai, Y. Y., Neville, J., & Goldwasser, D. (2019). TransConv: Relationship Embedding in Social Networks.

[5] Yuan, W., He, K., Guan, D., Zhou, L., & Li, C. (2019). Graph kernel based link prediction for signed social networks. Information Fusion, 46, 1-10.

[6] Alvi, Abdul & Islam, Arshad & Iqbal, Muhammad & Aleem, Muhammad. (2019). Centrality-Based Paper Citation Recommender System. EAI Endorsed Transactions on Industrial Networks and Intelligent Systems. 6. 159121. 10.4108/eai.13-6-2019.159121.

[۷] Iraj Timuri; Mehdi Afzali "Increasing the accuracy of identifying overlapping communities using edge weighting". Intelligent multimedia processing and communication systems, ۱, ۱, ۲۰۱۹, ۲۰-۹.

[۸] Ajami, Mojtaba, & Asgari, Nasser. (۱۴۰۰). A comparative analysis of graphical structural measures to detect anomalies in online social networks. Intelligent multimedia processing and communication systems, ۲(۱), ۹-۱.

[۹] Nderlou, Lida, & Hagazi Sharbian, Mohammad. (۱۴۰۱). Presenting a method for dynamic multi-layered social networks to discover influential groups based on the combination of evolutionary frog jump algorithm and C-means clustering. Intelligent multimedia processing and communication systems, ۳(۳), ۳۹-۲۹.

[10] Z. Huang, X. Li, H. Chen, Link prediction approach to collaborative filtering, in: Proceedings of the 5th ACM/IEEE-CS joint conference on Digital libraries, JCDL'05, ACM, 2005, pp. 141–142.J. Clerk Maxwell, A Treatise on Electricity and Magnetism, 3rd ed., vol. 2. Oxford: Clarendon, 1892, pp.68-73.

[۱۱] C. Lei, J. Ruan, A novel link prediction algorithm for reconstructing protein-protein interaction networks by topological similarity, Bioinformatics 29 (3) (2013) 355–364.K. Elissa, "Title of paper if known," unpublished.

[۱۲] Samad, Abdul. Evaluation of Textual and Topological Similarity Measures for Citation Recommendation. Diss. CAPITAL UNIVERSITY, 2019.

[۱۳] W. Peng et al., "Link Prediction in Social Networks: the State-of-theArt," Sci China Inf Sci, vol. 58, no. 58, pp. 11101–38, 2015.

[۱۴] B. Cao, N. N. Liu, and Q. Yang, "Transfer Learning for Collective Link Prediction in Multiple Heterogenous Domains," Int. Conf. Mach. Learn., pp. 180–186, 2010.

[۱۵] G. Berlusconi, F. Calderoni, N. Parolini, M. Verani, and C. Piccardi, "Link prediction in criminal networks: A tool for criminal intelligence analysis," PLoS One, vol. 11, no. 4, p. e0154244, 2016.

[۱۶] Adar, E., Zhang, L., Adamic, L. A., & Lukose, R. M. (2004). Implicit+ Structure+ and+ the+ Dynamics+ of+ Blogspace.
[۱۷] Samad, A., Qadir, M., Nawaz, I., Islam, M. A., & Aleem, M. (2020). A comprehensive survey of link prediction techniques for social network. EAI Endorsed Transactions on Industrial Networks and Intelligent Systems, 7(23),e3-e3.
[۱۹] Tylenda, T., Angelova, R., & Bedathur, S. (2009, June). Towards timeaware link prediction in evolving social networks. In Proceedings of the 3rd workshop on social network mining and analysis (p. 9). ACM.
[۱۸] Wang, C., Satuluri, V., & Parthasarathy, S. (2007, October). Local probabilistic models for link prediction. In Seventh IEEE international conference on data mining (ICDM 2007) (pp. 322-331). IEEE.
[20] Song, H. H., Cho, T. W., Dave, V., Zhang, Y., & Qiu, L. (2009, November). Scalable proximity estimation and link prediction in online social networks. In Proceedings of the 9th ACM SIGCOMM conference on Internet measurement (pp. 322-335). ACM.
[21] Munasinghe, L., & Ichise, R. (2011, August). Time aware index for link prediction in social networks. In International Conference on Data Warehousing and Knowledge Discovery (pp. 342-353). Springer, Berlin, Heidelberg.
[22] da Silva Soares, P. R., & Prudêncio, R. B. C. (2012, June). Time series based link prediction. In The 2012 international joint conference on neural networks (IJCNN) (pp. 1-7). IEEE.
[23] Zhang, J., & Philip, S. Y. (2014). Link prediction across heterogeneous social networks: A survey. Social networks.
[24] Ibrahim, N. M. A., & Chen, L. (2015). Link prediction in dynamic social networks by integrating different types of information. Applied Intelligence, 42(4), 738-750.
[25] Han, X., Wang, L., Farahbakhsh, R., Cuevas, Á., Cuevas, R., Crespi, N., & He, L. (2016). CSD: A multi-user similarity metric for community recommendation in online social networks. Expert Systems with Applications, 53, 14-26.
[26] Murata, T., & Moriyasu, S. (2007, November). Link prediction of social networks based on weighted proximity measures. In Proceedings of the IEEE/WIC/ACM international conference on web intelligence (pp. 85- 88). IEEE Computer Society.
[27] Newman, M. E. (2001). Clustering and preferential attachment in growing networks. Physical review E, 64(2), 025102.
[28] Adamic, L. A., & Adar, E. (2003). Friends and neighbors on the web. Social networks, 25(3), 211-230.
[29] Güneş, İ., Gündüz-Öğüdücü, Ş., & Çataltepe, Z. (2016). Link prediction using time series of neighborhood-based node similarity scores. Data Mining and Knowledge Discovery, 30(1), 147-180.
[۳۰] Wang, D., Pedreschi, D., Song, C., Giannotti, F., & Barabasi, A. L. (2011, August). Human mobility, social ties, and link prediction. In Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining (pp. 1100-1108). Acm.
[۳۱] Samad, A., Islam, M. A., Iqbal, M. A., Aleem, M., & Arshed, J. U. (2017, December). Evaluation of features for social contact prediction. In 2017 13th International Conference on Emerging Technologies (ICET) (pp. 1-6). IEEE.
[۳۲] Junuthula, R. R., Xu, K. S., & Devabhaktuni, V. K. (2018, June). Leveraging friendship networks for dynamic link prediction in social interaction networks. In Twelfth International AAAI Conference on Web and Social Media.
[۳۳] Zhou, K., Michalak, T. P., Waniek, M., Rahwan, T., & Vorobeychik, Y. (2019, May). Attacking Similarity-Based Link Prediction in Social Networks. In Proceedings of the 18th International Conference on Autonomous Agents and MultiAgent Systems (pp. 305-313). International Foundation for Autonomous Agents and Multiagent Systems.
[۳۴] Lim, M., Abdullah, A., Jhanjhi, N. Z., & Supramaniam, M. (2019). Hidden Link Prediction in Criminal Networks Using the Deep Reinforcement Learning Technique. Computers, 8(1), 8.
[۳۵] Lim, M., Abdullah, A., & Jhanjhi, N. Z. (2019). Performance optimization of criminal network hidden link prediction model with deep reinforcement learning. Jou
[۳۶] Leskovec, J., Kleinberg, J., & Faloutsos, C. (2007). Graph evolution: Densification and shrinking diameters. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data (TKDD), 1(1), 2.
[۳۷] Srilatha, P., & Manjula, R. (2016). Similarity index based link prediction algorithms in social networks: A survey. Journal of Telecommunications and Information Technology.
[۳۸] Wang, P., Xu, B., Wu, Y., & Zhou, X. (2015). Link prediction in social networks: the state-of-the-art. Science China Information Sciences, 58(1), 1-38.
[۳۹] Sarna, G., & Bhatia, M. P. S. (2017). Content based approach to find the credibility of user in social networks: an application of cyberbullying. International Journal Of Machine Learning and Cybernetics, 8(2), 677- 689.
[۴۰] Zhou, T., Lü, L., & Zhang, Y. C. (2009). Predicting missing links via local information. The European Physical Journal B, 71(4), 623-630.

پی‌نوشت:

[۱] Lada A. Adamic