Journal of Information and Communication Technology

Volume 16, Issue 61-62, Autumn and Winter 2024, pp. 229-246

# Trust Based Link Prediction Using Fuzzy Computational Model in Social Networks

**Fatemeh Hoseinkhani[1], Ali Harounabadi[2*], Saeed Setayeshi[3]**

[1] Department of Computer Engineering, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.
[2] Department of Computer Engineering, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.
[3] Department of Medical Radiation Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran.

Received: 05 July 2023, Revised: 16 May 2024, Accepted: 12 August 2024
Paper type: Research

## Abstract

Link prediction is important to check links between nodes in social networks. The modeling of social networks leads to the emergence of signed, directed, and weighted social networks. The relationships of users in social networks are characterized by subjective, asymmetric, and ambiguous aspects related to this domain, both terms of trust and distrust are challenging. To solve the problem of sparsity in networks and overcome ambiguity in relationships, a trust-distrust method based on fuzzy computational is proposed to calculate the strength of links. The purpose of the proposed link prediction is to solve problems of sparsity in signed social networks by combining descriptive features of users with the direct influence of top nodes and the indirect influence of common nodes on rating prediction. Trust is determined by a Mamdani fuzzy system based on mirroring of similarity fuzzy features, overall trust, and overall distrust. The evaluation of the proposed method was done with the accuracy measure on datasets of Epinions and Slashdot. The accuracy of the proposed method in Epinions and Slashdot datasets is 0.991 and 0.998, respectively. The obtained results show that the proposed method works well for problems of data sparsity in signed social networks and shows the effectiveness of the proposed model.

**Keywords**: Link Prediction, Signed Social Networks, Trust, Distrust, Fuzzy Computational.

* Corresponding Author's email: a.harounabadi@iauctb.ac.ir

دوفصلنامه
فناوری اطلاعات و ارتباطات ایران

سال شانزدهم، شماره‌های ۶۱ و ۶۲، پاییز و زمستان ۱۴۰۳، صفحه ۲۲۹ الی ۲۴۶

# پیش‌بینی پیوند مبتنی بر اعتماد با استفاده از مدل محاسبات فازی در شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار

**فاطمه حسین خانی[۱]، علی هارون آبادی[۲*]، سعید ستایشی[۳]**

[۱] گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، واحد تهران مرکز، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

[۲] گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، واحد تهران مرکز، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

[۳] گروه مهندسی پرتوپزشکی، دانشکده مهندسی انرژی و فیزیک، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۴/۱۴ تاریخ بازبینی: ۱۴۰۳/۰۲/۲۷ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۵//۲۲

نوع مقاله: پژوهشی

## چکیده

پیش‌بینی پیوند امری ضروری برای بررسی پیوند بین گره‌ها در شبکه‌های اجتماعی است. گسترش و مدل‌سازی شبکه‌های اجتماعی منجر به پیدایش شبکه‌های اجتماعی به صورت علامت‌دار، جهت‌دار و وزنی می‌شود. روابط کاربران در شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار جنبه‌های ذهنی و نامتقارن وابسته به این حوزه را تعریف می‌کنند، پس هر دو اصطلاح اعتماد و عدم اعتماد چالش‌برانگیز هستند. برای حل مسئله پراکندگی در شبکه‌ها و غلبه بر ابهام در روابط، یک روش اعتماد-عدم اعتماد مبتنی بر محاسبات فازی برای محاسبه قدرت پیوندها پیشنهاد می‌شود. هدف روش پیشنهادی پیش‌بینی پیوند برای حل مسئله پراکندگی در شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار با ترکیب ویژگی‌های توصیف کاربران در شبکه‌های اجتماعی است که با تاثیر مستقیم گره‌های برتر و تاثیر غیرمستقیم گره‌های معمولی بر پیش‌بینی رتبه‌بندی‌ها ارزیابی می‌شود. اعتماد با یک سیستم فازی ممدانی مبتنی بر ویژگی‌های انعکاس شباهت فازی، اعتماد کلی و عدم اعتماد کلی تعیین می‌شود. ارزیابی روش پیشنهادی با معیار صحت بر روی مجموعه داده‌های شبکه‌های اجتماعی Epinions و Slashdot انجام شد. صحت روش پیشنهادی در مجموعه داده‌های Epinions و Slashdot به ترتیب برابر ۰,۹۹۱ و ۰,۹۹۸ می‌باشد. نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهد روش پیشنهادی نسبت به مشکل پراکندگی داده‌ها در شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار قوی عمل می‌کند و این اثربخشی مدل پیشنهادی را بیان می‌نماید.

**کلیدواژگان**: پیش‌بینی پیوند، شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار، اعتماد، عدم اعتماد، محاسبات فازی.

* رایانامهٔ نویسنده مسؤول: a.harounabadi@iauctb.ac.ir

## ۱- مقدمه

پیش‌بینی پیوند به عنوان یکی از زمینه‌های تحقیقاتی پرکاربرد در شبکه‌های اجتماعی شناخته می‌گردد که وظیفه اصلی آن پیش‌بینی پیوندها در آینده‌ای نزدیک بین کاربران و آیتم‌ها است. تشکیل این پیوندها و یا عدم پیوندها به معنای ایجاد اعتماد و یا عدم اعتماد بین کاربران می‌باشد. این رفتارها در شبکه‌ها، توجه به شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار را بیشتر می‌کند که در طی چندسال اخیر به طور گسترده مورد بررسی قرار گرفته‌اند، زیرا روابط کاربران را بهتر از شبکه‌های اجتماعی بدون علامت نشان می‌دهند. شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار رابطه بین دو گره را تعیین می‌کنند که به عنوان پیوند مثبت یا منفی نامگذاری می‌شوند. در واقع در پیش‌بینی پیوند برای روابط علامت‌دار سه نوع ارتباط اجتماعی بین دو کاربر درنظر گرفته می‌شود: مثبت (اعتماد/(۱+))، منفی (عدم اعتماد/(۱-)) و عدم رابطه (عدم وجود پیوند/(صفر)). پیوند مثبت نشان‌دهنده وجود یک رابطه قابل اعتماد و پیوند منفی نشان‌دهنده وجود یک رابطه غیرقابل اعتماد است. افزایش علاقه به شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار، نیاز به بازنگری در مسائل پیش‌بینی پیوند را افزایش داده است[۱]. محاسبات فازی به صورت تقریبی به جای استدلال دقیق در بیان روابط که فقط اعتماد و یا فقط عدم اعتماد را مدل می‌کند، استفاده می‌شود. برای حل این تضاد برای مقادیر قطعی در روابط اعتماد، از محاسبات فازی استفاده می‌شود.

به منظور بررسی اعتماد در شبکه‌های اجتماعی می‌بایست معیارهایی که ویژگی‌های اجتماعی کاربران را توصیف می‌کنند و بر میزان اعتماد کاربران تاثیرگذاری بسزایی دارند، مورد بررسی قرار گیرند. این ویژگی‌ها باید به گونه ای باشند که مشکل پراکندگی بین کاربران در شبکه‌های اجتماعی را به خوبی حل نمایند و همچنین پیش‌بینی پیوند را با دقت بالا و سرعت زیاد انجام دهند. از این رو، ویژگی‌هایی در این تحقیق مورد استفاده قرار می‌گیرند که حائز شرایط باشند. این ویژگی‌ها عبارتند از: تشابه اولویت، تجربه، عمل متقابل، صفات اجتماعی محلی و چگالی اشتراک برای تعیین اعتماد و عدم اعتماد کلی [۲] و [۴] و [۵] و انعکاس شباهت فازی[1] اعتماد و عدم اعتماد[۳]. ویژگی‌های فوق بر میزان اعتماد و عدم اعتماد تاثیر می‌گذارند زیرا هم رابطه اعتماد و عدم اعتماد را با توجه به رابطه بین دو کاربر و همسایگان آنها بررسی می‌کنند و هم به حل تعارض عقاید کاربران اطمینان دارند. همچنین نسبت به پراکندگی شبکه قوی‌تر عمل می‌کنند و سرعت قابل قبولی را برای اجرا به همراه دارند. از این رو، معیارهای انتخاب شده برای تعیین اعتماد نسبت به سایر ویژّگی‌ها غالب می‌باشند. ویژگی‌های فوق در روش پیشنهادی، یک راه حل مناسب برای پیش‌بینی پیوند مثبت و منفی در شبکه‌های اجتماعی فراهم می‌کند و به کاربران کمک می‌کند که تا به چه کسانی و به چه اندازه در شبکه‌های اجتماعی اعتماد داشته باشند. از آنجا که در میزان اعتماد و یا عدم اعتماد، قطعیت وجود ندارد، این معیارها براساس روش‌های محاسبات فازی ارائه می‌شود.

همچنین در سال‌های اخیر، الگوریتم‌های توصیه‌گر، مورد توجه قرار گرفته‌اند. الگوریتم توصیه‌گر فیلترینگ مشارکتی یکی از پرکاربردترین تکنیک‌های الگوریتم‌های توصیه‌گر است که از داده‌های رتبه‌بندی کاربر برای مدل‌سازی استفاده می‌کند. الگوریتم فیلترینگ مشارکتی، همراه با اطلاعات اجتماعی، با افزودن اطلاعات اجتماعی بین کاربران هنگام مدل‌سازی مشخص می‌شود. با الگوریتم فیلترینگ مشارکتی می‌توان رابطه اعتماد را بر رتبه‌بندی‌های پیش‌بینی شده برای انتخاب گره‌های برتر بکار برد. با تاثیر مستقیم گره‌های برتر بر رتبه‌بندی‌های پیش‌بینی شده می‌توان بر رابطه اعتماد تاثیرگذاری بیشتری داشت[۶].

هر یک از معیارهای پیش‌بینی پیوند به صورت جداگانه و یا تلفیقی در ادبیات تحقیق مورد بررسی، مبتنی بر الگوریتم‌های مختلف مورد بررسی قرار گرفته‌اند. اما ارائه روشی که بتواند این معیارها را به درستی انتخاب نموده تا به گونه‌ای کنار هم قرار گیرند که بیشترین دقت پیش‌بینی را داشته باشد، ضروی می‌باشد. از آنجا که عدم قطعیت در شناسایی رابطه کاربران و امتیازدهی آیتم‌ها وجود دارد، ترکیب این معیارها برای پیش‌بینی اعتماد و عدم اعتماد براساس سیستم‌های فازی انجام می‌شود.

بنابراین، نوآوری این تحقیق بر روی موارد ذیل متمرکز می‌گردد:

۱. برای استخراج گره‌های برتر، یک روش انتخاب پیشنهاد می‌شود که گره‌های برتر را براساس دو ویژگی میزان اعتماد و ویژگی مثبت گره‌ها محاسبه می‌کند.
۲. به منظور حل مسئله پراکندگی بین کاربران در شبکه‌ها و افزایش دقت در تشخیص اعتماد، یک روش پیش‌بینی پیوند بین کاربران براساس ترکیب مجموعه از ویژگی‌ها استفاده می‌شود که این ویژگی‌ها عبارتند از: ویژگی‌های انعکاس شباهت فازی اعتماد و عدم اعتماد و مجموعه ویژگی‌های مرتبط با آن و اعتماد کلی و عدم اعتماد کلی با مجموعه ویژگی‌های مرتبط با آن.

[1] Fuzzy Trust Mirroring

۳. به منظور پیش‌بینی اعتماد و عدم اعتماد در شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار، یک سیستم فازی مبتنی بر ویژگی‌های فوق طراحی می‌شود.

ادامه این مقاله به این صورت سازماندهی می‌شود: بخش دوم به کارهای مرتبط با شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار می‌پردازد. مدل پیش‌بینی پیوند پیشنهادی در بخش سوم توصیف خواهد شد. بخش چهارم مجموعه داده‌ها و معیارهای ارزیابی مورد استفاده برای تجزیه و تحلیل شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار و مطالعه آزمایش‌های روش پیشنهادی را مورد بررسی قرار خواهد داد. نهایتا، در فصل پنجم، نتیجه‌گیری از یافته‌های کار خود به همراه برخی از جهت‌گیری‌های تحقیقاتی آینده ارائه خواهد شد.

## ۲- کارهای مرتبط

به عنوان زمینه تحقیقاتی پایه شبکه‌های اجتماعی، پیش‌بینی پیوند به طور روزافزون جامعه تحقیقاتی این زمینه را به خود جذب کرده است. تحقیقات متعددی برای مشکل پیوندهای گمشده و مقابله با مشکل پراکندگی در شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار[1] انجام شده که برخی فقط بر اعتماد تمرکز می‌کنند، برخی دیگر هم بر اعتماد و هم بر عدم‌اعتماد. هریک از تحقیقات مورد بررسی در ادبیات موضوع، دارای روش پیشنهادی متفاوتی می‌باشند. به طورنمونه برخی از آنها مبتنی بر روش‌های بانظارت و برخی مبتنی بر روش‌های بدون نظارت هستند، برخی از روش‌ها احتمالاتی و برخی مبتنی بر منطق ذهنی هستند و یا برخی از روش‌ها براساس معیارهای تعاملی محلی و برخی براساس معیارهای تعاملی سراسری می‌باشند. با توجه به اینکه الگوریتم‌های پیش‌بینی پیوند براساس معیار شباهت، دقت کمتری را نسبت به برخی از روش‌ها به دلیل دامنه کاربردها ایجاد می‌کند، اخیراً، روش‌های بی‌شماری برای پیش‌بینی پیوند ارائه شده است که در ادامه برخی از آنها مورد بررسی قرار می‌گیرد. پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی به چهار روش مبتنی بر شباهت، مبتنی بر احتمالات، مبتنی بر الگوریتم و روش‌های ترکیبی تقسیم می‌شوند که هر یک از این گروه‌ها، خود شامل زیر گروه‌هایی می‌باشد که در آن گروه بررسی می‌گردد [۷].

### ۲-۱- رویکردهای پیش‌بینی پیوند مبتنی بر شباهت

روش‌های پیش‌بینی پیوند مبتنی بر معیار شباهت به سه گروه: شاخص‌های محلی، شاخص‌های سراسری و شاخص‌های شبه محلی تقسیم می‌شوند. به منظور بررسی معیارهای شباهت، هدف کار ژو و ما [۸]، پیش‌بینی علامت با دو شاخص: شباهت و اعتبار ترجیحی بود. شاخص اندازه‌گیری شباهت-عدم شباهت برای ویژگی‌های مشترک جفت گره‌ها استفاده می‌شود تا تعادل اجتماعی را نگه دارد و تئوری حالت را حفظ کند. مزیت اندازه‌گیری ویژگی‌های مشترک جفت گره‌ها در مدل پیش‌بینی پیشنهادی منجر می‌شود که به بهترین شکل از داده‌های موجود برای پیش‌بینی علامت پیوندهای از دست رفته استفاده شود. اما اشکال آن است که فقط دو شاخص اندازه‌گیری شباهت-عدم شباهت در اعتبارسنجی مدل، استفاده می‌گردد. شا وراس دی سنا روسا و همکاران [۹]، از خوشه‌بندی محلی برای یافتن گروهی از اشیاء مشابه استفاده نمودند که مزیت آن توانایی بهره‌برداری از ساختارهای همبستگی متعدد بین کاربرانی می‌باشد که ترجیحات خود را برای اشیایی که احتمالاً دارای ویژگی‌های مشابه هستند، بیان می‌کنند. اما این روش حساس به رتبه‌بندی اختصاص یافته موجود به هر خوشه می‌باشد و نیاز به حافظه و زمان بیشتری برای ذخیره خوشه‌ها دارد. در روش‌های مبتنی بر شباهت شبه محلی، قربان زاده و همکاران[۱۰] به بررسی ارتباط بین گره‌ها با معیارهای محلی ترکیبی و رابطه همسایه‌ها و تعداد همسایه‌های مشترک با توجه به مرکزیت و اعتبار همسایه‌های مشترک پرداختند و پیش‌بینی پیوند بین دو گره که همسایگی مشترک ندارند، را بررسی نمودند. ونگ و همکاران[۱۱]، به بهبود فیلترهای مشترک مبتنی بر همسایگی با استفاده از ترکیب معیارهای شباهت ترکیبی پرداختند و به مزایایی مانند عدم درج اطلاعات کاربران یا گزینه‌ها و کاهش زمان و حافظه مصرفی اشاره نمودند، اما مدیریت پویا بودن ترجیحات کاربر امکان پذیر نبود. ایکسیو و همکاران [۱۲]، به ارزیابی اعتماد در شبکه‌های اجتماعی علامت دار براساس شبکه عصبی مبتنی بر مکانیسم توجه دوسطحی با ویژگی‌های سراسری کاربران پرداختند. ویژگی‌های برتر کار ایشان، مکمل بودن داده‌های کاربران با یکدیگر، بررسی همزمان اطلاعات همسایگان مورد اعتماد کاربران و تداوم زمانی رفتارهای کاربران می‌باشد.

### ۲-۲- رویکردهای پیش‌بینی پیوند مبتنی بر احتمالات

روش‌های پیش‌بینی پیوند مبتنی بر معیار احتمالات به چهار گروه: مدل فاکتورسازی تانسور احتمالی، مدل متغیر پنهان احتمالی، مدل مارکوف و مدل‌سازی برچسب پیوند تقسیم می‌شوند. در بررسی روش‌های مبتنی بر احتمالات، ونگ و همکاران [۱۳] بیان نمودند که پیش‌بینی پیوند در شبکه اطلاعات ناهمگن براساس یک روش یادگیری عمیق گراف بهبود یافته برای یادگیری تعبیه راس

[1] Sparsity in Signed Social Networks

پیش‌بینی شده با حداقل اطلاعات ازدست رفته برای کشف جوامع محلی بکار می‌رود و مزایای این روش عبارت است از: کشف جامع با شباهت درون جامعه و بین جامعه، استفاده از ویژگی‌های ذاتی موجودیت‌های مختلف شبکه و یک لایه هسته بهینه‌سازی شده برای معیار شباهت تعبیه شده در راس‌های جفت نودها. طهماسبی و همکاران [۱۴]، در حیطه فعالیت فاکتورسازی ماتریس، مدل فاکتورسازی ماتریس جمعی زمانی و اجتماعی برای سیستم‌های توصیه کننده برحسب تنظیمات ترجیحی کاربر با مرور زمان را بررسی نمودند و هدف آنها جمع اطلاعات رتبه‌بندی کاربران و اطلاعات اعتماد اجتماعی به طور مشترک در روش فاکتورسازی ماتریس و قابلیت توسعه روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های بزرگ با میلیون‌ها کاربر و گزینه بود، اما مشکل آن بود که تعاملات کاربران در هر زمان را براساس اعتماد ضمنی و نه براساس اعتماد صریح بررسی کردند. همچنین مشکل کاربران مبتدی (شروع سرد) که هیچ رتبه و هیچ رابطه اعتمادی نداشتند را حل نکردند. ژانگ و همکاران[۱۵]، به بررسی الگوریتم توصیه اجتماعی مبتنی بر تجزیه ماتریس تصادفی در شبکه اجتماعی با ایجاد یک ماتریس برای شبکه اجتماعی و یک ماتریس برای رتبه‌بندی کاربر پرداختند و تابع هدف فاکتورسازی ماتریس را با قاعده گذاری اجتماعی طراحی نمودند. مزیت روش ایشان، ترکیب اطلاعات کاربران و امتیازدهی به آنها در یک ماتریس با الگوریتم فاکتورسازی ماتریس بود، اما ایراد آن، تاثیر محدود بودن جستجو به کاربرانی که با هم در ارتباط هستند، بر روی پیشنهادات جستجو بود. هی و همکاران [۱۶]، به بررسی روش مبتنی بر شباهت با استخراج اطلاعات شباهت گره و اطلاعات ساختار هندسی توپولوژی پیوند و فاکتورسازی ماتریس نیمه غیرمنفی باینری منظم برای حفظ همپوشانی تشخیص جوامع پرداختند و اهداف همپوشانی تشخیص جوامع و تقسیم گره‌ها به خوشه‌های مختلف با پیوندهای مثبت درون خوشه‌ای و پیوندهای منفی بین خوشه ای را دنبال کردند، اما با توجه به میلیون‌ها گره در شبکه‌های اجتماعی، زمان مصرفی الگوریتم ایشان بالا بود. نصیری و همکاران[۱۷]، منظم‌سازی نمودار محکم فاکتورسازی ماتریس غیر منفی برای پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های مورد بررسی را برای مکمل بودن ساختار توپولوژیکی و ویژگی‌های گره‌ها در پیش‌بینی پیوند ارزیابی نمودند.

## ۲-۳- رویکردهای پیش‌بینی پیوند مبتنی بر الگوریتم

روش‌های پیش‌بینی پیوند مبتنی بر معیار الگوریتم به سه گروه: فراابتکاری، فاکتورسازی ماتریس و یادگیری ماشین تقسیم می‌شوند. در بررسی روش‌های مبتنی بر الگوریتم، یاگی و همکاران [۱۸]، هدف از تحقیق خود را پیش‌بینی پیوند با استفاده از ترکیب شبکه عصبی و الگوریتم‌های تکاملی: ژنتیک، بهینه‌سازی ازدحام ذرات و جستجوی حشرات بیان نمودند و مزیت کار ایشان، استفاده از شبکه عصبی به عنوان دسته‌بند برای مجموعه داده پیش‌بینی پیوند و مدیریت توزیع نامتوازن مجموعه داده با تکنیک نمونه‌برداری و میانگین‌گیری به عنوان تابع برازندگی بود. سریلاتا و همکاران[۱۹]، پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی با الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب‌تاب براساس اطلاعات ویژگی گره‌ها را معرفی نمودند و از پیش‌بینی پیوند مبتنی بر کرم شب‌تاب برای بهبود عملکرد روش شباهت بهره بردند. مزیت کار ایشان، استفاده از گره‌های اجتماعی و ترکیب ویژگی‌های آنها با همدیگر بود. گیو و همکاران [۲۰]، شباهت توپولوژیکی نزدیکترین همسایه‌ها در یک شبکه هدایت شده را برای حل مشکل بررسی جهت لبه و اطلاعات گره شبکه پیشنهاد کردند. در ابتدا، این مطالعه باعث بهبود شاخص سورنسن در شبکه‌های هدایت شده شد و سپس شکل ماتریسی هر شاخص پایه را با جبر ماتریسی بیان کردند. نهایتا توپولوژی نزدیکترین همسایگان هر شاخص پایه را برای به دست آوردن شاخص شباهت توپولوژیکی نزدیکترین همسایه‌ها استخراج نمودند. نورایی آباده و میرزایی [۲۱]، به بررسی روش یادگیری ماشین برای استخراج ویژگی‌ها در پیش‌بینی ارزش اعتماد شبکه‌های اجتماعی علامت دار پرداختند تا به درک ماهیت پویای شکل‌گیری و تکامل گروه در شبکه‌های اجتماعی برای توصیف بهتر نحوه جمع‌آوری گره‌های اعتماد افراد و تشکیل جوامع دست پیدا نمایند. تیلمن و همکاران [۲۲]، پیش‌بینی پیوند شبکه‌های چندسطحی با سه الگوریتم مبتنی بر تعداد و سطح را بررسی نمودند و از ساختار همبستگی نوع ارتباطات براساس یک آستانه تئوری در شبکه‌های دنیای واقعی بهره بردند، اما تعریف دقیق مقدار آستانه با توجه به مولفه‌های الگوریتم امکان‌پذیر نبود.

## ۲-۴- رویکردهای پیش‌بینی پیوند مبتنی بر روش‌های ترکیبی

در برر سی روش‌های ترکیبی که برا ساس ترکیب روش‌های مذکور می‌باشد، لیو و همکاران[۲۳]، پیش‌بینی احتمالات با شبکه کانولوشن گراف برای شناسایی مجدد افراد را بررسی نمودند و اهدافی از جمله: تشکیل یک زیرگراف نمونه برای هر گره با اطلاعات متنی محلی مبتنی بر یادگیری و مبتنی بر اطلاعات غنی از گره‌های مرکزی، انعطاف‌پذیری و اثربخشی روش پیشنهادی را بیان نمودند، اما برای یادگیری شبکه، استخراج ویژگی و تخمین شباهت می‌توانستند روش‌های قوی‌تر بکار ببرند. هیو و همکاران

[۲۴]، به منظور رد شـــایعات به موقع و در زمان واقعی به منظور اعتمادسازی، ترکیبی از الگوریتم‌های بهینه سازی جهش قورباغه و بهینه ســازی ازدحام ذرات پیشــنهاد دادند که برای ایجاد اعتماد از ســه ویژگی درجه صــمیمیت، قابلیت اطمینان و اعتبار اســتفاده نمودند و دو زیر الگوریتم برای تکذیب شـــایعات به موقع و تکذیب سریع شایعات برای مسدود کردن مداوم شایعات در طول تکامل حقایق در هر خوشه را بکار بردند.

با بررسی تحقیقات انجام شده در زمینه ادبیات موضوع مشخص گردید که در کارهای انجام شده برای روش‌های مبتنی بر شباهت، علی رغم مزایای آنها، معایبی وجود دارد. به طور نمونه در کارهای [۸] و [۹]، فقط معیارهای محلی مسئله در شبکه‌های اجتماعی مورد بررسی قرارگرفته‌اند. درحالیکه کاربرد معیارهای محلی و سراسری در کنار یکدیگر در بهبود دقت پیش‌بینی پیوند تاثیر بسزایی خواهد داشت. در کارهای[۱۰] و [۱۲]، مدل شبکه‌های اجتماعی براساس گراف‌های بدون علامت هستند و از نوع گراف‌های جهت دار، علامت‌دار و یا وزنی استفاده نشده است که می‌توان از ترکیب این ویژگی‌ها استفاده نمود. به منظور بررسی دقیق پیوند بین گره‌ها، می‌توان از ویژگی‌های مناسب و همچنین ترکیب ویژگی‌ها [۸] و [۱۱]، استفاده نمود. در بین روش‌های احتمالی برای پیش‌بینی پیوند در کارهای [۱۰] و [۲۳]، مشخص شد می‌توان از سایر الگوریتم‌ها برای آزمایش عملکرد روش پیشنهادی و همچنین اعمال روش‌های قوی برای یادگیری شبکه، استخراج ویژگی و تخمین شباهت برای بهبود پیش‌بینی پیوند استفاده نمود. همچنین با ترکیب اطلاعات کاربران و امتیازدهی به آنها در یک ماتریس واحد، الگوریتم توصیه اجتماعی دوست پیشنهاد می‌شود که فضای جستجو هدف آن محدود می‌باشد. می‌توان فرایندهای جستجو را بر روی کاربران بیشتری که با هم در ارتباط هستند، اعمال نمود تا فضای جستجو و الگوریتم جستجوی جدیدی را بکار برده تا نحوه امتیازدهی به کابران دقیق گردد[۱۵]. برای روش‌های فراابتکاری مبتنی بر پیش‌بینی پیوند، می‌توان از سایر الگوریتم‌های تکاملی جهت بررسی فرایند بهبود پیش‌بینی پیوند استفاده نمود [۱۹]و [۲۳]. از ویژگی‌های مطرح شده برای الگوریتم‌ها به صورت ترکیبی در مابقی الگوریتم‌های این گروه استفاده می‌شود تا میزان تاثیرگذاری ویژگی‌ها در شرایط متفاوت بررسی گردد. در شبکه‌های چند سطحی به منظور حفظ ساختار همبستگی نوع ارتباطات براساس یک آستانه تئوری در شبکه‌های دنیای واقعی می‌توان استفاده نمود. اما تعیین دقیق مقدار آستانه با توجه به مولفه‌های الگوریتم، بسیار مهم می‌باشد تا براساس آن بتوان به نتایج بهتری در پیش‌بینی پیوند دست یافت. همچنین تعیین ساختار همبستگی مشخص برای شبکه‌های چندسطحی در رسیدن به این هدف، بسیار حائز اهمیت می‌باشد[۲۲]. با بررسی کارهای انجام شده در زمینه فاکتورسازی ماتریس مشاهده شد که برای پیش‌بینی پیوند اطلاعات رتبه‌بندی کاربران و اطلاعات اعتماد اجتماعی به طور مشترک در روش فاکتورسازی ماتریس جمع آوری شده است. تعاملات کاربران در هر زمان براساس اعتماد ضمنی بررسی می‌شود و اعتماد صریح نادیده گرفته شده است و حل مشکل کاربران مبتدی (شروع سرد) که هیچ رتبه و هیچ رابطه اعتمادی ندارند، بررسی نشده است[۱۴]. به منظور همپوشانی گره‌ها در تشخیص جوامع، تقسیم گره‌ها به خوشه‌های مختلف با پیوندهای مثبت درون خوشه‌ای و پیوندهای منفی بین خوشه‌ای انجام می‌شود که این فرایند منجر به نادیده گرفتن زمان مصرفی و نهایتا بالا رفتن زمان مصرفی الگوریتم با توجه به میلیون‌ها گره در شبکه‌های اجتماعی می‌شود. به منظور بهبود پیش‌بینی پیوند و زمان مصرفی می‌توان بررسی همسایگی و نزدیکی گره‌ها در مرتبه اول و دوم را بررسی نمود[۱۶].

در تحقیقات مبتنی بر روش یادگیری ماشین مشخص گردید که روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق، به علت بررسی چندسطحی، نتایج دقیق‌تری فراهم می‌نمایند. ولی به نسبت، زمان مصرفی بیشتری به علت چندسطحی بودن دارند[۱۳]. به منظور افزایش دقت در بهبود پیش‌بینی پیوند، می‌توان از توابع برازندگی مختلف به خصوص توابع فازی استفاده نمود [۱۸]. در کار [ ۱۹] از روش‌های مبتنی بر شباهت برای پیش‌بینی پیوند استفاده شده است که هم جهت لبه شبکه را برای پیش‌بینی پیوندها در نظر می‌گیرد و هم از اطلاعات گره‌های شبکه استفاده می‌کند.

با بررسی کارهای قبلی، مشخص گردید علی‌رغم تلاش‌ها و تحقیقات بسیار جهت حل مسئله پیوندهای گمشده و پراکندگی شبکه‌ها، بررسی شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار برای نشان دادن تعامل افراد با یکدیگر برای پیش‌بینی پیوند مبتنی بر عدم قطعیت و سیستم‌های فازی مبتنی بر ویژگی‌های این تحقیق بیان نشده‌اند. به‌طور نمونه، در روش‌های مبتنی بر پیش‌بینی دوست، تعداد دوستان مشترک در فرایند پیش‌بینی پیوند تاثیرگذار است. اما این روش معایبی دارد از جمله عدم تطابق علایق که برای گسترده نمودن شبکه کاربران بدون فایده است[۲۲]. در شبکه‌های اجتماعی، با تجزیه و تحلیل اعضای مجاور هر گره، سیستم لبه‌هایی که در آینده‌ای نزدیک به شبکه اضافه می‌شوند، پیش‌بینی می‌کند. این استراتژی بر ساختار شبکه تمرکز می‌کند درحالیکه نقص این روش در آن است که خصوصیات ذاتی گره‌ها در شبکه نادیده گرفته شده است[۲۰]. با بررسی ادبیات موضوع مشخص گردید برخی از ویژگی‌ها از نظر پردازش در دقت و سرعت برای پیش‌بینی پیوند در برابر پراکندگی شبکه نسبت به

برخی دیگر بهتر عمل می‌کنند. همچنین برخی از این ویژگی‌ها به صورت جداگانه غالبا در سایر تحقیقات مورد بررسی قرار گرفته‌اند. به این ترتیب، ترکیب ویژگی‌ها می‌تواند در بهبود پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی موثر واقع شود.

## ۳- روش پیشنهادی

در این تحقیق مدل پیشنهادی متفاوتی برای پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار براساس اطلاعات گره‌ها و قدرت پیوندها بین کاربران برای شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار ارائه خواهد شد. مبنای اصلی برای روش پیشنهادی، مدل محاسباتی فازی است که مبتنی بر قدرت پیوندهای محاسبه شده از نظر مقادیر اعتماد-عدم اعتماد و انعکاس شباهت فازی اعتماد و عدم اعتماد بین کاربران شبکه است و به اصطلاح پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار با اعتماد و عدم اعتماد مبتنی بر فازی[1] نامیده می‌شود. الگوریتم روش پیشنهادی در شکل ۱ نشان داده شده است. روش پیش‌بینی پیوند پیشنهادی، با بررسی احتمال وجود پیوند بین کاربران و آیتم‌ها در آینده براساس روش‌های مبتنی بر شباهت از جمله روش معیار میانگین واگرایی، میزان شباهت‌هایشان را بررسی می‌کند. نهایتا سیستم فازی ممدانی با چهار ورودی اعتمادکلی، عدم اعتمادکلی و انعکاس شباهت فازی اعتماد و عدم اعتماد طراحی می‌شود که خروجی سیستم فازی مبین اعتماد و یا عدم اعتماد با پیش‌بینی پیوند مثبت یا منفی می‌باشد.

مهم‌ترین مزیت روش پیشنهادی، استفاده از سیستم‌های فازی طراحی شده مبتنی بر عدم قطعیت در بررسی میزان اعتماد و عدم اعتماد کاربران نسبت به یکدیگر در شبکه‌های اجتماعی به همراه ترکیب ویژگی‌های موثر در تعیین میزان اعتماد می‌باشد. سایر مزایای ویژگی‌های موثر مورد استفاده عبارتند از:

- فاکتور تشابه اولویت، تجربه و عمل متقابل در کار گریدهار و همکاران [۴] و [۵]. این ویژگی‌ها هم اطلاعات محلی و هم اطلاعات سراسری کاربران را در مورد پیوندهای متقابل بین کاربران و نظریه تعادل اجتماعی براساس اعتماد و عدم اعتماد بررسی می‌کند.
- ویژگی صفات اجتماعی محلی در کار اکیلال و همکاران [۲]، خصوصیات اجتماعی بسیاری وجود دارند که بر اعتماد تاثیر می‌گذارند، علت انتخاب این ویژگی، سادگی و سهولت درک آنها می‌باشد. علاوه براین، مزایای دیگری مانند انعطاف‌پذیری و قوی بودن نسبت به پراکندگی شبکه‌های اجتماعی و صحت بالا را دارد.
- ویژگی‌های محلی و سراسری مبتنی بر خوشه‌بندی[2] [۲۵]: براساس معیارهای شباهت با تعیین ویژگی‌های جدید مربوط به موقعیت و رفتار دینامیکی گره‌ها انجام می‌شود.
- ویژگی انعکاس شباهت فازی در کار شیرگاهی[۳]، مبتنی بر اطلاعات محلی بوده و نیاز به تصمیم‌گیری سراسری ندارد. از این‌رو، روشی توزیع شده است و علاوه بر دقت بالا، سرعت قابل قبولی دارد. با ترکیب ویژگی‌های اثرگذار و ارائه راهکار سیستم فازی، مقیاس‌های، صحت، دقت و فراخوانی بهبود می‌یابند.

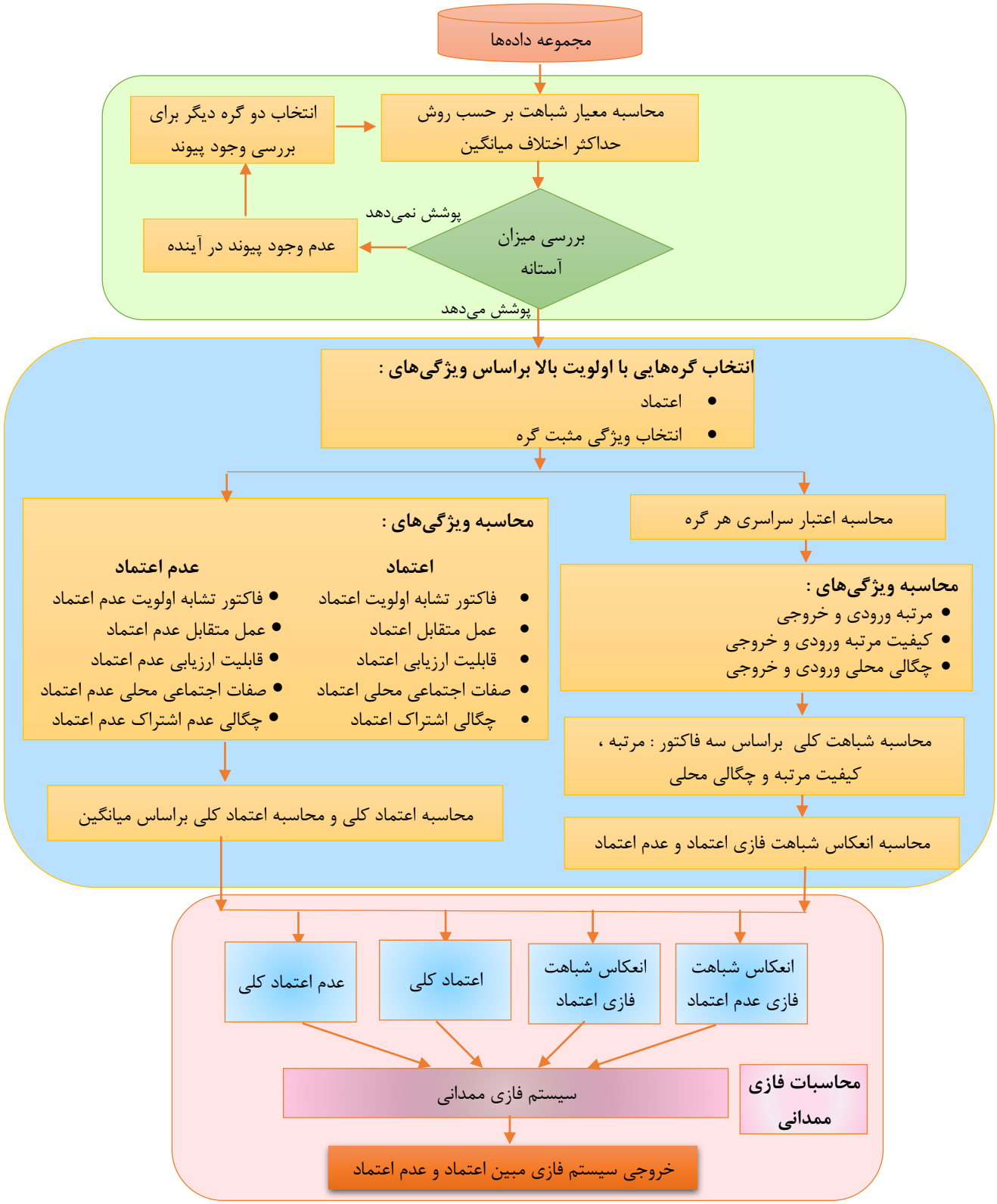
جدول ۱ خلاصه‌ای از نمادها و علائم را نشان می‌دهد.

**جدول ۱. خلاصه ای نمادها و علائم**

| علائم | توصیف | علائم | توصیف |
|---|---|---|---|
| $t(u,v)$ | وزن یال از گره u به گره v | $d(u,v)$ | فاصله اقلیدسی بین بردارهای u و v |
| $\|F_{u_i}\|$ | آیتم‌های مورد علاقه کاربرu | $\|NF_{u_j}\|$ | آیتم‌های غیرعلاقه توسط کاربرu |
| $N_T$ | تعداد کل گره‌ها در اعتماد مستقیم به گرهi | M | ماتریس مجاورت با سطرها و ستون‌های برای نام گره‌ها |
| $T_{ji}$ | مقدار اعتماد مستقیم از گره i به گرهj | $C_v$ | تعداد همسایگان گره v |
| $\alpha_{ij}$ | مقدار اعتماد مستقیم گره i به گرهj | $\theta_{u_i}$ | برداری براساس بردار رتبه‌بندی کاربر $u_i$ |
| $\|S_j^-\|$ | قدرت برخوردهای منفی از کاربر j | $\|S_j^+\|$ | قدرت برخوردهای مثبت از کاربر j |
| $b_u$ | بایاس کاربر | $b_j$ | بایاس آیتم |
| $q_j$ | بردار ویژگی پنهان d بعدی آیتم j | $p_u$ ، | بردار ویژگی پنهان d بعدی کاربر u |
| μ | میانگین رتبه‌بندی کلی | α | رابطه وزنی بین اولویت گره و اولویت برتر |
| Experts | گره‌های برتر انتخاب شده | $W_{u,e}$ | وزن اعتماد گره u به گره برتر e |
| $Rep_i$ | اعتبار گرهi | $\|I_{u_i}\|$ | بردار رتبه‌بندی کاربر $u_i$ |

[1] link prediction in signed social networks with fuzzy model - based trust and distrust (LPSSN-FTD)

[2] Local and Global Clustering (LGC)




**شکل ۱. بلوک دیاگرام روش پیشنهادی**

### ۳-۱- معیارمیانگین واگرایی مبتنی بر محاسبه اعتماد-عدم اعتماد

مقداردهی اولیه، براساس اطلاعات موجود در مورد کاربران است که میزان شباهت کاربران را براساس اولویت‌هایشان بررسی می‌کند. برای این منظور، می‌توان از معیارهای مبتنی بر شباهت استفاده نمود که در این تحقیق از روش معیار میانگین واگرایی[1] بهره گرفته می‌شود. معیار میانگین واگرایی برای محاسبه شباهت در رتبه‌بندی کاربران براساس عادات رتبه‌بندی به منظور پیوند آینده بین کاربر $u_i$ و کاربر $u_j$ استفاده می‌گردد. MMD بین یک جفت کاربر می‌تواند با رابطه (۱) محاسبه می‌شود[۲۶]:

$$Similar(u_i, u_j) = \frac{1}{1 + (\frac{1}{r}\sum_{i=1}^{r}\{\left(\theta_{u_i} - \theta_{u_j}\right)^2 - \frac{1}{|I_{u_i}|} - \frac{1}{|I_{u_i}|}\})} \quad (۱)$$

پس وجود پیوند آینده بین کاربر $u_i$ و کاربر $u_j$ با چک کردن شباهت بین آنها پیش‌بینی خواهد شد. اگر شباهت بین دو کاربر بیشتر یا مساوی با مقدار آستانه مطابق رابطه (۱) باشد، پس می‌توان پیوند آینده را پیش‌بینی کرد؛ در غیر این صورت، اگر شباهت کمتر از مقدار آستانه باشد، پیش‌بینی پیوند با اطلاعات موجود امکان پذیر نیست و از این رو هیچ پیش‌بینی‌ای وجود نخواهد داشت.

مقدار آستانه با رابطه (۲) تعریف می‌شود:

$$Similar(u_i, u_j) = \begin{cases} \geq \text{مقدار آستانه} & future\ link\ can\ be\ predicted \\ < \text{مقدار آستانه} & prediction\ not\ possible \end{cases} \quad (۲)$$

اگر مقدار آستانه بالاتر باشد، کاربران تشابه بیشتری دارند (و بالعکس) و به این ترتیب، صحت پیش‌بینی پیوند گمشده بین کاربران افزایش می‌یابد. با این حال، از آنجا که مجموعه داده‌های دنیای واقعی بسیار پراکنده هستند، مقدار آستانه بالا منجر می‌شود که شانس یافتن کاربران مشابه کاهش یابد.

### ۳-۲- انتخاب گره‌های برتر

در این بخش، رابطه اعتماد براساس بردار ویژگی تعیین می‌شود تا گره‌های برتر تولید شوند. در واقع، رابطه اعتماد در تعیین گره‌هایی با اولویت بیشتر تاثیر می‌گذارد[۶].

- **تعریف ۱**: درجه اعتماد $Global_u$ و نگرش مثبت $Activity_u$ در شبکه‌های اجتماعی، اگر گره‌ها بارها مورد اعتماد واقع شوند، احتمال برتر شدن آنها بیشتر می‌شود. درجه اعتماد کاربر u با تعداد کاربران مورد اعتماد تعیین می‌شود. مقدار $Global_u$ و $Activity_u$ با رابطه (۳) و (۴) محاسبه می‌شود [۶]:

$$Global_u = \frac{k - min}{max - min} \quad (۳)$$

$$Activity_u = \frac{N_u - min}{max - min} \quad (۴)$$

که در آن $Global_u , Activity_u \epsilon [0,1]$، max و min به ترتیب حداکثر و حداقل مقدار اعتماد کاربر، k درجه اعتماد کاربر u و $N_u$ تعداد آیتم‌های رتبه‌بندی کاربر u برای مقادیر بیشتر از ۳ را نشان می‌هد، اگر مقدار رتبه‌بندی هر کاربر برای هر آیتم بیشتر از ۳ باشد، نگرش مثبت ایجاد شده و کاربر در فرایند رتبه‌بندی فعال‌تر می‌شود.

- **تعریف ۲:** با تعریف ۱، می‌توان هر گره را به یک گره اولیه براساس رابطه (۵) تبدیل نمود:

$$Possibility_u = \frac{1}{2}\left(\ Global_u + \ Activity_u\ \right) \quad (۵)$$

که $Possibility_u \epsilon [0,1]$، به صورت نزولی مرتب شده و چند مقدار اول به عنوان مجموعه گره‌های برتر اولیه در نظر گرفته می‌شود.

- **تعریف ۳:** براساس تعریف ۲، هر کاربر می‌تواند به گره برتر اولیه تبدیل شود. ابتدا تعداد گره برتر اولیه تعیین می‌گردد، گره‌های برتر اولیه براساس تعداد دفعاتی که مورد اعتماد هستند تعیین و رتبه‌بندی می‌شوند. کاربران در n تای بالا به عنوان برتر انتخاب می‌شوند. ویژگی‌های گره‌های برتر عبارتند از: ۱- از اطلاعات رتبه‌بندی و اعتماد برای تعریف گره استفاده می‌شود. ۲- باتوجه به ویژگی‌های گره‌های برتر، تعداد دفعات اعتماد و نگرش مثبت رتبه‌بندی تعیین می‌شود. ۳- گره‌های مورد اعتماد گره‌های برتر اولیه، کاملاً بررسی می‌شوند. رتبه‌بندی پیش‌بینی برای گره‌های برتر در رابطه (۶) تعریف می‌شود[۶]:

$$\hat{r}_{u,j} = \frac{\sum_{e \epsilon Experts} W_{u,e}\, q_j^T p_e}{\sum_{e \epsilon Experts} |\ W_{u,e}\ |} \quad (۶)$$

کاربر مورد اعتماد به طور غیرمستقیم با تغییر بردار ویژگی کاربر بر رتبه‌بندی‌های پیش‌بینی تأثیر می‌گذارد، پس بردار ویژگی کاربر با بردار ویژگی دوست مورد اعتماد نزدیک می‌شود، یعنی: $\sum_u \sum_{v \in T_u} w_{u,f} ||p_u - p_v||_F^2$ . رتبه‌بندی نهایی پیش‌بینی براساس رابطه (۷) است [۶]:

$$\hat{r}_{u,j} = u + b_u + b_j + \alpha q_j^T p_u + (1-\alpha)\frac{\sum_{e \epsilon Experts} W_{u,e}\, q_j^T p_e}{\sum_{e \epsilon Experts} |\ W_{u,e}\ |} \quad (۷)$$

[1] Mean measure of divergence (MMD)

## ۳-۳- محاسبه انعکاس شباهت فازی اعتماد و عدم اعتماد

در این مرحله برای تعیین اعتماد و عدم اعتماد بین دو گره، از سیستم فازی استفاده می‌شود. این بخش از روش پیشنهادی انعکاس شباهت فازی مبتنی بر اعتماد و عدم اعتماد[1] نامیده می‌شود که مبتنی بر ویژگی‌هایی از جمله مرتبه ورودی و خروجی، کیفیت مرتبه ورودی و خروجی و چگالی محلی ورودی و خروجی است که در ادامه شرح داده می‌شوند. سپس، ترکیبی از ویژگی‌های ذکر شده بیان می‌گردد تا میزان شباهت بین دو گره بدست آید. نهایتا، مقدار انعکاس شباهت فازی اعتماد و عدم اعتماد براساس میزان تشابه محاسبه می‌شود. محدوده مجموعه‌های فازی، قواعد و ساختار سیستم‌های فازی براساس مقادیر محاسبه شده ویژگی‌های مطرح شده در گره‌ها تعیین می‌گردد. دامنه متغیرهای ورودی و خروجی مجموعه‌های فازی براساس بخش‌هایی از مجموعه داده‌های Epinions تعیین می‌شود تا توزیع نسبتاً مساوی از داده‌ها در این مجموعه‌ها وجود داشته باشد. تمام توابع مجموعه‌های فازی برای متغیرهای ورودی و خروجی پارامترها به صورت ذوزنقه ای یا مثلثی هستند و سه مجموعه فازی کم، متوسط و زیاد برای ویژگی‌های ورودی و ویژگی‌های خروجی در نظر گرفته می‌شود[۳].

ابتدا اعتبار هر گره براساس رابطه (۸) محاسبه می‌شود:

$$Rep_i = \begin{cases} 0 & N_T = 0 \\ \frac{\sum_{j\neq i, T_{ji}\neq 0} T_{ji}}{N_T} & N_T \neq 0 \end{cases} \quad (۸)$$

ویژگی‌های موثر در محاسبه انعکاس شباهت فازی به شرح زیر معرفی می‌گردند:

- مرتبه بیرونی، پارامتری است که می‌گوید تا چه حد یک کاربر در یک شبکه با اطلاعات سایر کاربران ارتباط دارد[۳].

$$D_{out}(i) = \frac{1}{1-Rep_i}\sum_{j\neq i} Rep_j \alpha_{ij} \quad (۹)$$

- مرتبه درونی، پارامتری است که اطلاعات یک کاربر را از سایر کاربران دریافت می‌کند. مرتبه درونی تعداد پیوندهای ورودی با کاربر کانونی نسبت به مقدار حداکثر آن است[۳].

$$D_{in}(i) = \frac{1}{1-Rep_i}\sum_{j\neq i} Rep_j \alpha_{ji} \quad (۱۰)$$

- کیفیت رتبه بیرونی و کیفیت رتبه درونی میزان دستیابی به کاربران را که از کاربران دیگر می‌رسد یا رسیدن به دیگر کاربران را در دو مرحله می‌سنجد. بنابراین، این پارامترها میزان ارتباط یک کاربر با کاربران دیگر را نشان می‌دهد که خود دارای مرتبه‌های بالایی هستند[۳]. کیفیت رتبه بیرونی با رابطه (۱۱) تعریف می‌شود:

$$Q_{out}(i) = \frac{1}{1-Rep_i}\sum_{j\neq i} Rep_j(\alpha_{ji} - D_{out}(i)) \\ (D_{out}(j) - \frac{1}{1-Rep_i}\sum_{k\neq i} Rep_k D_{out}(k)) \quad (۱۱)$$

- کیفیت رتبه درونی با رابطه (۱۲) تعریف می‌شود:

$$Q_{in}(i) = \frac{1}{1-Rep_i}\sum_{j\neq i} Rep_j(\alpha_{ji} - D_{in}(i)) \\ (D_{in}(j) - \frac{1}{1-Rep_i}\sum_{k\neq i} Rep_k D_{in}(k)) \quad (۱۲)$$

- چگالی محلی مرتبه بیرونی، میزان انتقال اطلاعات کاربر به همسایگان متصل را اندازه‌گیری می‌کند[۳].

$$LD_{out}(i) = \frac{\sum_{j\neq i}\sum_{k\neq i\, k\neq j} Rep_j Rep_k \alpha_{ij}\alpha_{ik}\alpha_{jk}}{\sum_{j\neq i}\sum_{k\neq i\, k\neq j} Rep_j Rep_k \alpha_{ij}\alpha_{ik}} \quad (۱۳)$$

- چگالی محلی مرتبه درونی، میزان اطلاعات بدست آمده کاربر از همسایگان متصل را اندازه‌گیری می‌کند.

$$LD_{in}(i) = \frac{\sum_{j\neq i}\sum_{k\neq i\, k\neq j} Rep_j Rep_k \alpha_{ji}\alpha_{ki}\alpha_{jk}}{\sum_{j\neq i}\sum_{k\neq i\, k\neq j} Rep_j Rep_k \alpha_{ji}\alpha_{ki}} \quad (۱۴)$$

پس از محاسبه شباهت بین گره‌ها، براساس سیستم ممدانی فازی با شش ورودی از هر یک از ویژگی‌ها: مرتبه ورودی و خروجی، کیفیت مرتبه ورودی و خروجی و چگالی محلی ورودی و خروجی به صورت جداگانه، یک خروجی با مقدار تشابه کلی محاسبه می‌شود. انعکاس شباهت فازی براساس مقدار شباهت کلی با توجه به آگاهی خاص هر گره از مقدار اعتبار سراسری آن، با رابطه (۱۵) محاسبه می‌شود:

$$T_{mir}(u,v) = \begin{cases} Rep(u) & if\ sim(u,v) \geq 0.7 \\ Rep(u) * sim(u,v) & if\ sim(u,v) < 0.7 \end{cases} \quad (۱۵)$$

نهایتا نتایج حاصل از روش انعکاس شباهت فازی مبتنی بر اعتماد و عدم اعتماد محاسبه می‌گردد. هدف از انعکاس شباهت فازی، تصمیم‌گیری بر این موضوع است که آیا اعتماد یا عدم اعتماد وجود دارد یا خیر؟. که براساس رابطه (۱۶) محاسبه می‌شود:

$$\begin{cases} Trust & if \quad T_{mir}(u,v) \geq 0.6 \\ Distrust & if \quad T_{mir}(u,v) \leq 0.3 \\ Null & otherwise \end{cases} \quad (۱۶)$$

## ۴-۳- محاسبه فاکتورهای اعتماد کلی و عدم اعتماد کلی

در این مرحله ابتدا برای تعیین اعتماد کلی و عدم اعتماد کلی بین دو گره، از پنج ویژگی: تشابه اولویت، تجربه، عمل متقابل، صفات اجتماعی محلی و چگالی اشتراک استفاده می‌شود که به شرح زیر

[1] TD-Trust Mirroring

می‌باشند. سپس براساس روابط میانگین وزنی مقدار اعتماد کلی و عدم اعتماد کلی بین دو گره محاسبه می‌شود. این بخش از روش پیشنهادی، اعتماد کلی و عدم اعتماد کلی در شبکه‌های اجتماعی علامت دار[1] نامیده می‌شود.

- تشابه اولویت

تشابه اولویت نشان می‌دهد که اعتماد کلی ایجاد شده در بین کاربران شبکه براساس شباهت‌ها و تمایزات اجتماعی مانند علاقه به گزینه‌های مشترک یا عنوان‌های[2] مشترک می‌باشد. تشابه اولویت مبتنی بر اعتماد در رابطه (۱۷) و مبتنی بر عدم اعتماد در رابطه (۱۸) محاسبه می‌شود[۵].

$$Pref_Sim_Trust_{(u_i,u_j)} = \frac{1}{2}\left[\frac{|F_{u_i} \cap F_{u_j}|}{F_{u_i}} + \frac{|NF_{u_i} \cap NF_{u_j}|}{NF_{u_i}}\right] \quad (۱۷)$$

$$Pref_Sim_Distrust_{(u_i,u_j)} = \frac{1}{2}\left[\frac{|F_{u_i} \cap NF_{u_j}|}{F_{u_i}} + \frac{|NF_{u_i} \cap F_{u_j}|}{NF_{u_i}}\right] \quad (۱۸)$$

- تجربه

باعث می‌شود یک کاربر از هر چیزی یا همه چیز مربوط به برخوردهای گذشته خود با سایر کاربران تاثیر بگیرد. تجربه مبتنی بر اعتماد در رابطه (۱۹) و مبتنی بر عدم اعتماد در رابطه (۲۰) محاسبه می‌شود.

$$Trust_Exp(u_i, u_j) = \frac{|S_j^+|}{max\{|S_i|,||S_j|\}} * \frac{|S_j^+|}{max\{|S_i| \,|\forall\, i\}} \quad (۱۹)$$

$$Distrust_Exp(u_i, u_j) = \frac{|S_j^-|}{max\{|S_i|,||S_j|\}} * \frac{|S_j^-|}{max\{|S_i| \,|\forall\, i\}} \quad (۲۰)$$

- عمل متقابل

اگر دو نفر به یکدیگر اعتماد داشته باشند، نفع و اگر بی‌اعتماد باشند، انتقام افزایش می‌یابد. عمل متقابل بین کاربر $u_i$ و $u_j$ مبتنی بر اعتماد در رابطه (۲۱) و مبتنی بر عدم اعتماد در رابطه (۲۲) محاسبه می‌شود[۵].

$$Trust_Rec(u_i, u_j) = Agr(u_i, u_j)\left(1 - Disagr(u_i, u_j)\right) * Rel(u_i, u_j) \quad (۲۱)$$

$$Distrust_Rec(u_i, u_j) = Disagr(u_i, u_j)\left(1 - Agr(u_i, u_j)\right) * Rel(u_i, u_j) \quad (۲۲)$$

در اینجا، $Rel(u_i, u_j)$ بیانگر قابلیت اطمینان است که بدون داشتن اطلاع یا عدم اطمینان در ارزش متقابل اعتماد بین کاربر $u_i$ و کاربر $u_j$ است. $gr(u_i, u_j)$ مقدار توافق بین کاربر $u_i$ و کاربر $u_j$ است. $Disagr(u_i, u_j)$ اختلاف بین کاربر $u_i$ و کاربر $u_j$ است.

- صفات اجتماعی محلی

صفات اجتماعی محلی عبارتند از: زودباوری، بدگمانی، شایستگی، عدم شایستگی و عمل متقابل. این ویژگی ترکیبی از مجموعه ویژگی‌های مرتبط با آن است که با رابطه (۲۳) محاسبه می‌شود [۲]:

$$t(u_i, u_j) = \frac{Mf^+(u_i, u_j) + mf^-(u_i, u_j) + t(u_j, u_i)\, f^=(u_i, u_j)}{f^+(u_i, u_j) + f^-(u_i, u_j) + f^=(u_i, u_j)} \quad (۲۳)$$

که در آن $f^+(u_i, u_j)$ براساس حاصل‌جمع زودباوری و شایستگی، $f^-(u_i, u_j)$ براساس حاصل‌جمع بدگمانی و عدم شایستگی و $f^=(u_i, u_j)$ براساس حاصل‌جمع عمل متقابل گره $u_i$ نسبت به سایر گره‌ها و عمل متقابل $u_j$ نسبت به سایر گره‌ها محاسبه می‌شود. برای محاسبه مقدار اعتماد و عدم اعتماد براساس این ویژگی‌ها از رابطه (۲۴) استفاده می‌گردد:

$$t(u_i, u_j) = \begin{cases} > 0 & \text{مبتنی بر اعتماد} \\ < 0 & \text{مبتنی بر عدم اعتماد} \end{cases} \quad (۲۴)$$

- چگالی اشتراک

چگالی تعداد دوستان مشترک گره‌های u و v در شبکه اجتماعی است[۲۵]. چگالی اشتراک مبتنی بر اعتماد در رابطه (۲۵) و مبتنی بر عدم اعتماد در رابطه (۲۶) محاسبه می‌شود.

$$I^+_{u_i,u_j} = D_{C_u^+ \cap C_v^+} \quad (۲۵)$$

$$I^-_{u_i,u_j} = D_{C_u^- \cap C_v^-} \quad (۲۶)$$

به منظور محاسبه چگالی داده‌ها، از ضریب خوشه‌بندی به صورت رابطه (۲۷) استفاده می‌شود[۲۵].

$$D_v = \frac{\sum_{i \in C_v}(\sum_{j \in C_v}(M_{ij}))}{(|C_v| * (|C_v|-1))/2} \quad (۲۷)$$

## ۴- ارزیابی روش پیشنهادی

این بخش شامل معرفی مجموعه داده‌های مورد استفاده برای ارزیابی روش پیشنهادی در بخش ۴-۱، معرفی الگوریتم‌های مورد مقایسه در بخش ۴-۲، و همچنین معیارهای مورد استفاده برای ارزیابی کارایی و عملکرد مدل‌های پیشنهادی در بخش ۴-۳ می‌باشد. علاوه بر این، آزمایش‌های مختلفی بر روی مجموعه داده‌های شبکه‌های اجتماعی در بخش ۴-۴ توصیف می‌شود. نهایتا در بخش ۴-۵، به بحث و کنکاش روش پیشنهادی می‌پردازد.

### ۴-۱- توصیف مجموعه داده‌ها

مجموعه داده Epinions شامل هفت جدول تحت عنوان: شباهت، اعتماد، کاربر، نظرات، تجارت، آیتم‌ها و دسته‌بندی می‌باشد که

[1] Signed social networks based on total trust and distrust (SSN-TTD)

[2] Topics

ویژگی‌های نظرات در مورد آیتم‌های موجود را برای محاسبه معیارها استفاده می‌کند. آیتم‌ها می‌توانند به صورت محصول یا خدماتی باشند که هر کدام به یک دسته منحصر به فرد تعلق دارند. امتیاز در رتبه‌بندی [۱-۵] می‌باشد که ۱ نشان‌دهنده کمترین و ۵ نشان‌دهنده بالاترین امتیاز است که می‌تواند توسط یک کاربر به یک آیتم داده شود. این مجموعه داده از ۲ فایل تشکیل شده است : ۱- تعداد کاربران، آیتم‌ها، نظرات و رتبه‌بندی‌های ارائه شده توسط کاربران به آیتم‌ها، ۲- وضعیت‌های اعتماد ارائه شده توسط کاربران که در جدول ۲ نشان داده شده است[۲۷].

مجموعه داده Slashdot یک وب سایت خبری اجتماعی است که بر تعاملات و بحث‌های فناوری و جامعه تمرکز دارد. در Slashdot، به جای تشکیل رتبه‌بندی کاربر به آیتم‌ها ، رتبه‌بندی‌هایی به صورت کاربران با برچسب گذاری آنها به عنوان "دوست" (رتبه بالا) یا "دشمن" (رتبه پایین) ارائه می‌شوند. هیچ رتبه خنثی در Slashdot وجود ندارد و کاربران می‌توانند دیگران را به عنوان دوست یا دشمن اضافه کنند که به صورت پیوندهای مثبت و پیوندهای منفی در توپولوژی شبکه نمایش داده می‌شوند. آیتم‌ها همان خود کاربران شبکه هستند که رتبه‌بندی را دریافت می‌کنند و کاربران افرادی هستند که حداقل یک امتیاز را می‌دهند که از این ویژگی‌ها به عنوان محاسبه معیارها استفاده می‌شود. تعداد کاربران و آیتم‌ها در جدول ۲ نشان داده شده است[۲۸].

**جدول ۲. اطلاعات مجموعه داده**

| | تعداد کاربران | تعداد آیتم‌ها | تعداد مثلثات |
|---|---|---|---|
| Epinions | ۷۵۸۷۹ | ۵۰۸۸۳۷ | ۱۶۲۴۴۸۱ |
| Slashdot | ۸۲۱۶۸ | ۹۴۸۴۶۴ | ۶۰۲۵۹۲ |

مقایسه‌های روش پیشنهادی و کارهای پیشین بر روی داده‌های یکسان از مجموعه داده‌ها انجام گردیده است.

## ۴-۲- الگوریتم‌های مورد ارزیابی

برای مقایسه عملکرد و کارایی روش پیشنهادی با سایر روش‌ها، الگوریتم‌های ادامه که برای شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار طراحی شده‌اند، معرفی می‌گردند.

- پیش‌بینی پیوند مبتنی بر اطلاعات محلی و سراسری[1] [۵]: یک مدل محاسباتی فازی مبتنی بر اعتماد و عدم اعتماد است که در دو مدل پیش‌بینی پیوند مختلف مبتنی بر اطلاعات محلی و اطلاعات محلی-سراسری برای غلبه بر مشکل پراکندگی در شبکه-های اجتماعی علامت‌دار پیشنهاد شده است.
- قابلیت ارزیابی-شایستگی-عمل متقابل[2][۴]: پیش‌بینی اعتماد و عدم اعتماد را در شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار براساس فاکتورهای قابلیت ارزیابی، شایستگی و عمل متقابل انجام می‌دهد.
- ویژگی‌های محلی و سراسری مبتنی بر خوشه‌بندی[3] [۲۵]: یک الگوریتم خوشه‌بندی زیرفضایی برای گروه‌بندی اشیاء اجتماعی است که براساس معیارهای شباهت با تعیین ویژگی‌های جدید مربوط به موقعیت و رفتار دینامیکی گره‌ها انجام می‌شود.

## ۴-۳- معیارهای ارزیابی

برای اعتبارسنجی کارایی مدل پیشنهادی، از معیارهایی که در ادامه معرفی می‌شوند، استفاده می‌شود که برای محاسبه صحت و مسائل دسته‌بندی مناسب هستند. در ابتدا متغیرهای مورد استفاده در معیارها به صورت زیر تعریف می‌شود.

- صحت[4]: عبارتست از نسبت نمونه‌های صحیح پیش‌بینی شده به کل نمونه‌های موجود:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (۲۸)$$

در اینجا ، TP: مثبت درست[5]، TN: منفی درست[6]، FN: منفی غلط[7] و FP: مثبت غلط[8] را نشان می‌دهد.

- دقت[9]: عبارتست از نسبت میزان نمونه‌های مثبت پیش‌بینی شده که به درستی تشخیص داده شده‌اند به کل نمونه‌های مثبت:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (۲۹)$$

- فراخوانی[10]: عبارتست از نسبت میزان نمونه‌هایی که به درستی جز نمونه‌های مثبت پیش‌بینی شده به کل نمونه‌های مثبت واقعی:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FN} \quad (۳۰)$$

- F-Measure: میانگین هارمونیک بین صحت و فراخوانی را نشان می‌دهد. معمولا مقدار $\beta$ مثبت بوده و نشان‌دهنده اهمیت فراخوانی نسبت به صحت می‌باشد که معمولا با توجه به اهداف تجربی در اکثر کارها این مقدار را برابر یک درنظر می‌گیرند:

$$F - Measure = \frac{(1 + \beta^2) * Precision * Recall}{\beta^2 * Recall * Precision} \quad (۳۱)$$

[1] Local and Global Information based Link Prediction (LGILP)
[2] Gullibility, Competence, and Reciprocity (GCR)
[3] Local and Global Clustering (LGC)
[4] Accuracy
[5] True Positives (TP)
[6] True Negatives (TN)
[7] False Negatives (FN)
[8] Flase Positives (FP)
[9] Precision
[10] Recall

- خطای مطلق میانگین[1]: برای انعکاس میزان خطای پیش‌بینی شده استفاده می‌شود. هرچه مقدار آن کمتر باشد، کارایی پیش‌بینی بیشتر می‌شود:

$$MAE = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}|y_i - \hat{y}_i| \quad (۳۲)$$

که در آن $y_i$ و $\hat{y}_i$ ، برچسب کلاس واقعی و برچسب کلاس پیش‌بینی شده را برای نمونه i به ترتیب نشان می‌دهند. M تعداد نمونه‌های پیش‌بینی شده است.

- ریشه میانگین مربعات خطا[2]: برای اندازه‌گیری انحراف بین مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی شده استفاده می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}(y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (۳۳)$$

## ۴-۴- ارزیابی نتایج

در این بخش، نتایج آزمایشات بخش‌های مختلف الگوریتم پیشنهادی و نتیجه نهایی ارائه می‌شود. در ابتدا از هر مجموعه داده ۳۰۰۰ نمونه به صورت تصادفی انتخاب می‌شود و آزمایشات بر روی نمونه‌های انتخاب شده صورت می‌گیرد. در جداول این بخش، مقادیر در رتبه اول به صورت پررنگ و زیرخط دار، مقادیر در رتبه دوم به صورت پررنگ و مقادیر در رتبه سوم به صورت خط‌دار نشان داده می‌شوند.

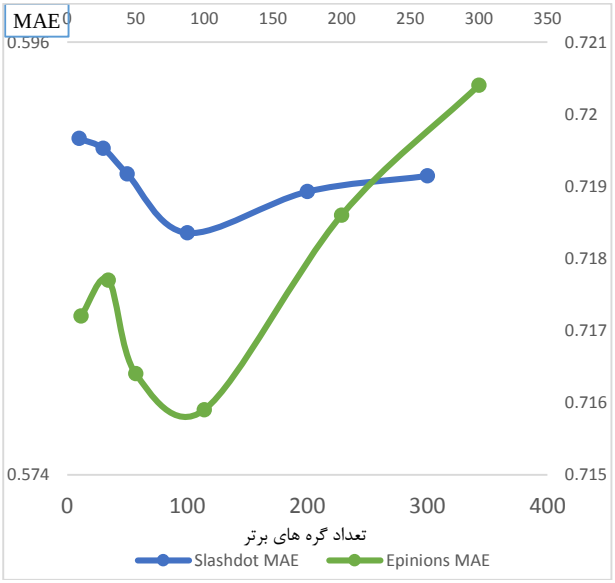
### ۴-۴-۱- میزان تاثیر انتخاب گره‌های برتر

به طور قطع، استفاده از فرایند انتخاب گره‌های برتر در بررسی اعتماد و عدم اعتماد، کارایی الگوریتم را بهبود می‌بخشد. به این منظور دو ویژگی مهم تاثیرگذار می‌بایست تنظیم شود: ۱- تنظیم پارامتر $\alpha$ و ۲- تعیین تعداد گره‌های برتر. تنظیم پارامتر $\alpha$، در رابطه (۷) در بخش ۳-۲، برای کنترل نسبت ترجیح خود و ترجیح دوستان قابل اعتماد می‌باشد. با توجه به نتایج تجربی و بررسی نتایج تحقیق[۶] مقدار $\alpha$ برابر ۰,۷ تنظیم می‌شود. تعداد گره‌های برتر بر صحت روش پیشنهادی تاثیر می‌گذارند. نتایج حاصل از انتخاب گره‌های برتر در رتبه‌بندی گره‌ها در شکل ۲ برای معیار MAE اندازه‌گیری می‌شود، تعداد گره‌های برتر، برابر ۱۰، ۳۰، ۵۰، ۱۰۰، ۲۰۰ و ۳۰۰ تنظیم می‌شود و نتایج برای دو مجموعه داده Epinions و Slashdot نشان داده می‌شود.

با توجه به نتایج بدست آمده در شکل ۲ می‌توان گفت با کاهش و یا افزایش تعداد گره‌های برتر، مقدار MAE افزایش پیدا می‌کند و همچنین زمان آموزش آنها نیز بیشتر می‌گردد. با توجه به این دو موضوع، تعداد گره‌های برتر ۱۰۰ تعیین می‌شود که هم در کارایی موثر هست و هم زمان الگوریتم را نسبت به تعداد بیشتر گره‌های برتر چندان افزایش نمی‌دهد. اگر چه ممکن است مقدار تاثیر بهبود MAE در فرایند روش پیشنهادی بسیار ناچیز می‌باشد، ولی در هرصورت تفکیک نمودن گره‌های برتر و معمولی برای افزایش صحت فرایند تاثیرگذار می‌باشد.

### ۴-۴-۲- روش انعکاس شباهت فازی اعتماد و عدم اعتماد

در این مرحله با انتخاب ۱۰۰ گره برتر در ابتدای بررسی الگوریتم، نتایج حاصل از روش انعکاس شباهت فازی مبتنی بر اعتماد و عدم اعتماد با ترکیب ویژگی‌های: مرتبه ورودی و خروجی، کیفیت مرتبه ورودی و خروجی و چگالی محلی ورودی و خروجی محاسبه می‌شود. این ۱۰۰ گره برتر ارزش اعتماد بالاتری نسبت به سایر گره‌ها دارند که منجر به افزایش صحت نتایج می‌شود. ویژگی‌های انتخاب شده برای انعکاس شباهت فازی در برنامه‌های کاربردی که نیاز به اعتماد پویا دارند، می‌تواند تقریب قابل قبولی برای اعتماد و عدم اعتماد ارائه دهد.




**شکل ۲. تاثیر تعداد گره‌های برتر در رتبه‌بندی گره‌ها با معیار MAE**

### ۴-۴-۳- روش اعتماد کلی و عدم اعتماد کلی

همان طور که در بخش ۴-۴-۱ ذکر شد، تعداد گره‌های برتر برابر ۱۰۰ انتخاب شد. همچنین با توجه به ادبیات موضوع در بررسی اعتماد کلی و عدم اعتماد کلی مشخص شد که با افزایش تعداد کاربران، افزایش صحت در پیش‌بینی اعتماد کلی و عدم اعتماد کلی وجود دارد. در این مرحله، نتایج حاصل از معیارهای مورد بررسی

[1] Mean Absolute Error (MAE)

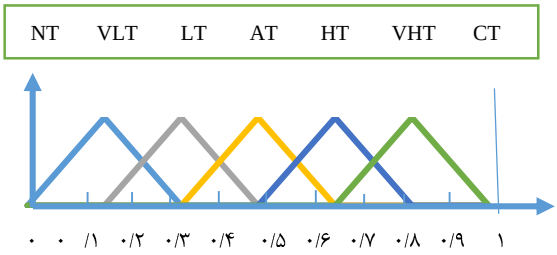
[2] Root Mean Square Error (RMSE)

براساس ترکیب ویژگی‌های اعتماد کلی و عدم اعتماد کلی محاسبه می‌شود. ترکیب این ویژگی‌ها، مسئله پراکندگی بین کاربران در شبکه‌های اجتماعی را با بررسی هم رابطه اعتماد و هم رابطه عدم اعتماد بین کاربران و همسایگان آنها به خوبی حل می‌کند.

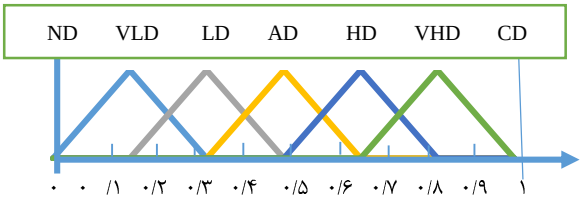
### ۴-۴-۴- تعیین اعتماد و عدم اعتماد کاربران

در این مرحله، کارایی و عملکرد نهایی الگوریتم روش پیشنهادی مبتنی بر اعتماد و عدم اعتماد با سیستم فازی ممدانی که چهار ورودی و یک خروجی دارد، بررسی می‌شود. برای فازی نمودن وروی از توابع مثلثی و برای دیفازی نمودن از روش مرکز ثقل استفاده می‌شود.

همچنین برای سیستم استنتاج فازی ممدانی از روش حداقل-حداکثر ممدانی استفاده می‌گردد. برای ورودی سیستم فازی ممدانی: انعکاس شباهت فازی اعتماد و عدم اعتماد در بخش ۳-۲ و اعتماد کلی و عدم اعتماد کلی در بخش ۳-۳ و برای خروجی سیستم فازی ممدانی اعتماد و یا عدم اعتماد در نظر گرفته می‌شود. توابع عضویت فازی مثلثی برای متغیرهای زبانی ورودی استفاده می‌شود و مقادیر آنها در بازه [۰,۱] نرمال می‌شوند. بر این اساس، برای هر ورودی سیستم فازی: اعتمادکلی، عدم اعتماد کلی، انعکاس شباهت فازی اعتماد و انعکاس شباهت فازی عدم اعتماد، یک مجموعه فازی هفت‌تایی مثلثی تعریف می‌شود. مجموعه فازی هفت‌تایی مثلثی اعتماد کلی و انعکاس شباهت فازی اعتماد عبارت است از: بدون اعتماد (NT)، اعتماد خیلی پایین (VLT)، اعتماد پایین (LT)، اعتماد متوسط (AT)، اعتماد بالا (HT)، اعتماد خیلی بالا (VHT) و اعتماد کامل (CT) که در شکل ۳ نشان داده شده است. به طور مشابه، عدم اعتمادکلی و عدم اعتماد در انعکاس شباهت فازی به این صورت فازی می شود : بدون عدم اعتماد (ND)، عدم اعتماد خیلی پایین (VLD)، عدم اعتماد پایین(LD)، عدم اعتماد متوسط(AD)، عدم اعتماد بالا(HD)، عدم اعتماد خیلی بالا (VHD) و عدم اعتماد کامل (CD) که در شکل ۴ نشان داده شده است.



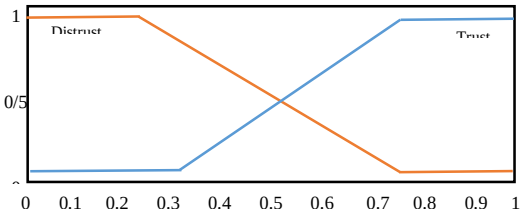

**شکل ۳. توابع عضویت انعکاس شباهت فازی اعتماد و اعتماد کلی**




**شکل ۴. توابع عضویت انعکاس شباهت فازی عدم اعتماد و عدم اعتماد کلی**

تابع عضویت برای متغیر خروجی مبتنی بر اعتماد و عدم اعتماد با دو حد آستانه تعریف می‌شود که براساس آزمون و خطا بدست آمده و بهترین مقدار برای حد آستانه می‌باشد، زیرا در بهبود نتایج تاثیرگذاری بیشتری دارند. تابع عضویت برای متغیر خروجی در شکل ۵ نشان داده شده است.

اگر مقدار قوانین حاصل از خروجی سیستم فازی کمتر از ۰,۳۵ باشد، بین دو گره، عدم اعتماد وجود دارد و اگر مقدار فوق بین ۰,۳۵ تا ۰,۶۵ باشد، احتمال اعتماد و عدم اعتماد برای هر دو گره یکسان است و اگر مقدار ذکر شده بیشتر از ۰,۶۵ باشد، اعتماد بین دو گره وجود دارد. با توجه به توابع عضویت تعریف شده و تعداد ورودی‌ها برای سیستم فازی ممدانی، تعداد قوانین ۴۸۰۲ می‌باشد که با ۱۹۶ قانون می‌توان کل داده‌ها را پوشش داد. تعدادی نمونه از قوانین فازی در جدول ۳ نشان داده شده است.




**شکل ۵. تابع عضویت برای خروجی**

**جدول ۳. تعدادی نمونه از قوانین فازی مدل پیشنهادی**

| شماره قانون | اگر | | | | آنگاه (نتیجه اعتماد بین دو گره) |
|---|---|---|---|---|---|
| | انعکاس شباهت فازی اعتماد | انعکاس شباهت فازی عدم اعتماد | اعتماد کلی | عدم اعتماد کلی | |
| ۱ | اعتماد کامل | عدم اعتماد خیلی پایین | اعتماد بالا | عدم اعتماد متوسط | عدم اعتماد |
| ۲ | اعتماد خیلی بالا | عدم اعتماد خیلی پایین | اعتماد بالا | عدم اعتماد پایین | اعتماد |
| ۳ | عدم اعتماد | بدون عدم اعتماد | عدم اعتماد | بدون عدم اعتماد | عدم اعتماد |
| ۴ | اعتماد کامل | بدون عدم اعتماد | اعتماد بالا | عدم اعتماد خیلی پایین | اعتماد |
| ۵ | اعتماد متوسط | عدم اعتماد متوسط | اعتماد متوسط | عدم اعتماد خیلی پایین | عدم اعتماد |
| ۶ | اعتماد خیلی بالا | عدم اعتماد متوسط | اعتماد خیلی بالا | عدم اعتماد خیلی بالا | اعتماد |

نتایج حاصل از جدول ۴ و جدول ۵ حاکی از آن است که روش TD-Trust Mirroring نسبت به روش‌های: LGILP، GCR و LGC در تمامی معیارها و برای هر دو مجموعه داده عملکرد بهتری دارد، پس کارایی قابل قبولی را ارائه می‌دهد. با توجه به اینکه تعداد گره‌های مورد اعتماد و گره‌های مورد عدم اعتماد با احتمال بیشتری مشخص می‌شوند، پس برای افزایش صحت روش TD-Trust Mirroring در تشخیص اعتماد و عدم اعتماد موثر می‌باشند.

همچنین در جدول ۴ و جدول ۵، نتایج نشان می‌دهد که ترکیب ویژگی‌ها در کنار هم براساس انتخاب گره‌های برتر برای روش SSN-TTD نسبت به سایر روش‌های معرفی شده: LGILP، GCR، LGC و TD-Trust Mirroring، برای هر دو مجموعه داده Epinions و Slashdot بهتر و قوی‌تر عمل می‌کند.

نتایج حاصل از میزان اعتماد و عدم اعتماد روش پیشنهادی بین دو کاربر در جدول ۴ و جدول ۵ با عنوان LPSSN-FTD نشان داده شده است. نتایج حاکی از آن است که روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها از نظر کارایی برای دو مجموعه داده Epinions و Slashdot، عملکرد بهتری دارد. در جدول ۴ و جدول ۵، میزان صحت، دقت، فراخوانی و F-Measure روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها به صورت پررنگ و زیرخط دار نشان داده شده و این حاکی از بهبود نتایج روش پیشنهادی برای هر دو مجموعه داده Epinions و Slashdot می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم پیشنهادی نسبت به سایر روش‌های مورد بررسی برای پراکندگی شبکه قوی‌تر عمل می‌کند.

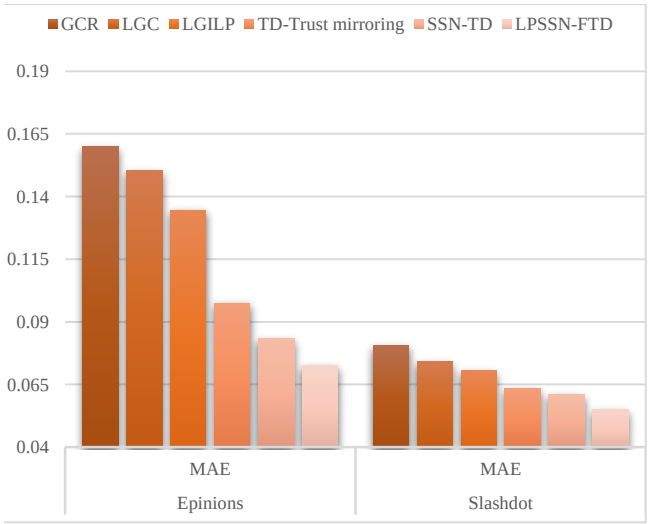
**جدول ۴. مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌ها برای اعتماد کاربران در دو مجموعه داده Epinions و Slashdot**

| | Epinions | | | | Slashdot | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | صحت | دقت | فراخوانی | F-Measure | صحت | دقت | فراخوانی | F-Measure |
| LGILP | ۰,۹۲۴ | ۰,۹۲۴ | ۰,۹۱۱ | ۰,۹۴۲ | ۰,۹۴۱ | ۰,۹۴۱ | ۰,۹۲۱ | **۰,۹۴۸** |
| TD-Trust mirroring | ۰,۹۵۳ | ۰,۹۵۷ | **۰,۹۵۹** | **۰,۹۵۹** | **۰,۹۴۹** | **۰,۹۴۸** | ۰,۹۵۱ | ۰,۹۴۱ |
| GCR | ۰,۸۹۷ | ۰,۸۸۴ | ۰,۸۴۷ | ۰,۸۷۹ | ۰,۹۲۲ | ۰,۹۱۹ | ۰,۹۰۸ | ۰,۹۱۲ |
| LGC | ۰,۷۱۳ | ۰,۶۹۱ | ۰,۷۰۲ | ۰,۷۱۹ | ۰,۸۲۹ | ۰,۸۰۸ | ۰,۸۱۲ | ۰,۸۳۳ |
| SSN-TTD | **۰,۹۵۹** | **۰,۹۵۹** | ۰,۹۴۸ | ۰,۹۴۸ | **۰,۹۹۸** | **۰,۹۹۷** | **۰,۹۷۳** | **۰,۹۹۹** |
| LPSSN-FTD | **۰,۹۹۱** | **۰,۹۷۸** | **۰,۹۶۹** | **۰,۹۹۶** | **۰,۹۹۸** | **۰,۹۹۸** | **۰,۹۸۱** | **۰,۹۹۹** |

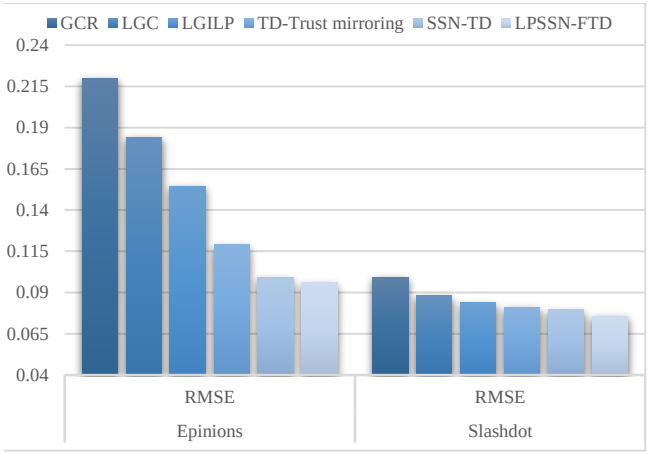
**جدول ۵. مقایسه روش پیشنهادی با سایر روش‌ها برای عدم اعتماد کاربران در دو مجموعه داده Epinions و Slashdot**

| | Epinions | | | | Slashdot | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | صحت | دقت | فراخوانی | F-Measure | صحت | دقت | فراخوانی | F-Measure |
| LGILP | ۰,۹۲۴ | ۰,۹۲۴ | ۰,۹۱۶ | ۰,۹۲۷ | ۰,۹۴۸ | ۰,۹۴۸ | ۰,۹۳۷ | ۰,۹۴۸ |
| TD-Trust mirroring | ۰,۹۶۹ | ۰,۹۶۹ | ۰,۹۶۴ | **۰,۹۸۲** | **۰,۹۹۶** | **۰,۹۹۱** | ۰,۹۷۲ | ۰,۹۹۱ |
| GCR | ۰,۸۶۲ | ۰,۸۴۳ | ۰,۸۵۴ | ۰,۸۴۹ | ۰,۸۸۷ | ۰,۸۸ | ۰,۸۸۴ | ۰,۸۷۵ |
| LGC | ۰,۶۹۹ | ۰,۶۸۳ | ۰,۶۷۴ | ۰,۶۹۵ | ۰,۸۰۱ | ۰,۷۹۱ | ۰,۷۹۶ | ۰,۸۰۹ |
| SSN-TTD | **۰,۹۷۱** | **۰,۹۷۳** | **۰,۹۵۳** | ۰,۹۳۸ | ۰,۹۹۱ | ۰,۹۸۷ | **۰,۹۷۶** | **۰,۹۹۵** |
| LPSSN-FTD | **۰,۹۸۷** | **۰,۹۷۱** | **۰,۹۷۸** | **۰,۹۹۴** | **۰,۹۹۷** | **۰,۹۹۴** | **۰,۹۸۹** | **۰,۹۹۸** |

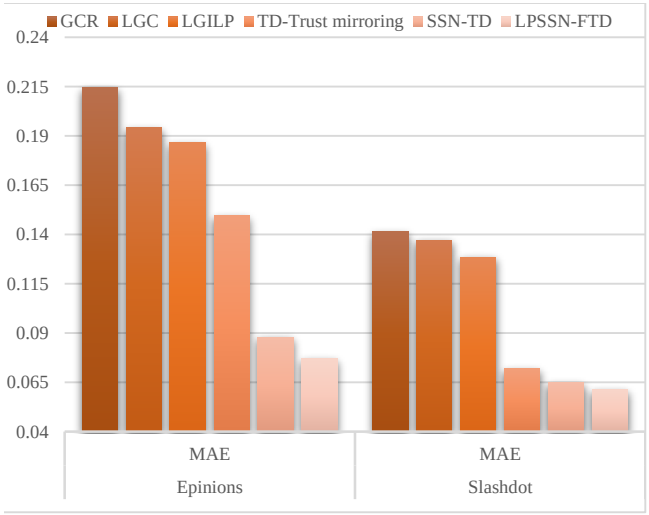
در شکل ۶ نتایج حاصل از مقایسه مقدار MAE و در شکل ۷ نتایج حاصل از مقایسه مقدار RMSE روش پیشنهادی با سایر روش‌ها برای اعتماد کاربران بر روی دو مجموعه داده Epinions و Slashdot نشان داده شده است. همچنین در شکل ۸ نتایج حاصل از مقایسه مقدار MAE و در شکل ۹ نتایج حاصل از مقایسه مقدار RMSE روش پیشنهادی با سایر روش‌ها برای عدم اعتماد کاربران بر روی دو مجموعه داده Epinions و Slashdot نشان داده شده است. نتایج حاکی از آن است که MAE و RMSE روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها کمتر بوده و این نشان‌دهنده قابل قبول بودن ساختار روش پیشنهادی می‌باشد.



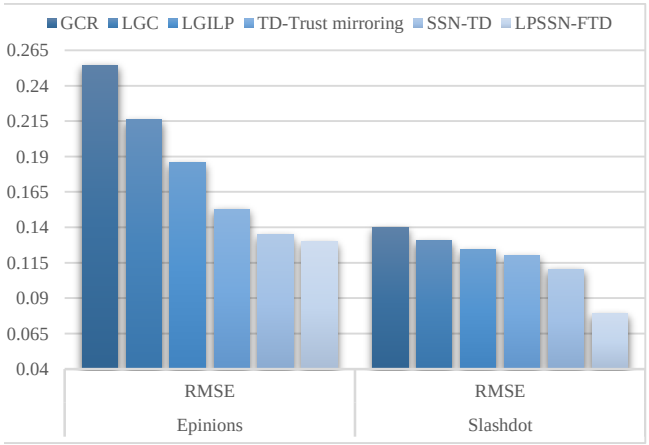

**شکل ۶ -مقایسه نتایج MAE روش پیشنهادی با سایر روش‌ها برای اعتماد کاربران در دو مجموعه داده Epinions و Slashdot**




**شکل ۷ -مقایسه نتایج RMSE روش پیشنهادی با سایر روش‌ها برای اعتماد کاربران در دو مجموعه داده Epinions و Slashdot**




**شکل ۸ -مقایسه نتایج MAE روش پیشنهادی با سایر روش‌ها برای عدم اعتماد کاربران در دو مجموعه داده Epinions و Slashdot**




**شکل ۹ -مقایسه نتایج RMSE روش پیشنهادی با سایر روش‌ها برای عدم اعتماد کاربران در دو مجموعه داده Epinions و Slashdot**

### ۴-۴-۵- تحلیل نتایج مورد ارزیابی

در این تحقیق، ویژگی‌هایی از نظر صحت در برابر پراکندگی شبکه و سرعت برای الگوریتم پیشنهادی مبتنی بر پیش‌بینی اعتماد و عدم اعتماد با استفاده از محاسبات فازی مورد بحث واقع شد. از آنجا که کاربران در شبکه‌های اجتماعی برای اعتماد و عدم اعتماد به یکدیگر دائما در حال تغییر و فعالیت هستند، ارائه دقیق‌تر، سریع‌تر و قوی‌تر الگوریتم‌های پیش‌بینی پیوند مبتنی بر اعتماد و عدم اعتماد اهمیت پیدا می‌کند و ضروری می‌باشد. از آنجا که معیارهای سراسری نیاز به پردازش زمان زیادی برای تشخیص اعتماد و عدم اعتماد دارند و معیارهای محلی، زمان پردازش کمتری نیاز دارند و از نظر عملکرد معیارهای سراسری نسبت به معیارهای محلی دارای مقدار صحت بسیار بیشتر می‌باشند، از این رو تلفیقی از این ویژگی‌ها برای تشخیص اعتماد و عدم اعتماد بکار گرفته شد.

با توجه به ویژگی‌های ذهنی و شخصیتی کاربران، کنار هم قرار دادن این ویژگی‌ها که از نظر اعتماد و عدم اعتماد کاملا شناخته شده می‌باشند، بر میزان اعتماد و عدم اعتماد به طور قطع تاثیر مثبت می‌گذارد. علت استفاده از این ویژگی‌ها به دلایل زیر می‌باشد:

۱. ویژگی‌های شناخته شده تاثیر بسزایی در ایجاد اعتماد دارند.
۲. ویژگی‌های شناخته شده به راحتی فرموله می‌شوند.
۳. ویژگی‌ها همه به صورت مستقل مورد ارزیابی قرار می‌گیرند و سپس براساس روش میانگین وزنی برای محاسبه اعتماد و عدم اعتماد ترکیب می‌شوند.
۴. استفاده از گره‌های برتر، باعث می‌شود که تا حد زیادی شبکه در مقابل مسئله پراکندگی حفظ گردد و در نتیجه بسیاری از محاسبات برای ویژگی‌ها کاهش یابد.

همانطور که در بخش قبل نشان داده شد، با توجه به نتایج جدول ۴ و جدول ۵ می‌توان گفت نتایج حاصل از روش پیشنهادی در دو مجموعه داده Epinions و Slashdot، نسبت به سایر روش‌های معرفی شده در بخش ۴-۲ یعنی LGILP، Trust mirroring و GCR کارایی بهتری دارد و در تمامی معیارها یعنی: دقت، صحت و F-Measure، عملکرد بهتری را ارائه می‌دهد. با بررسی نتایج در شکل‌های: ۶، ۷، ۸ و ۹ می‌توان گفت که عملکرد روش پیشنهادی در هر دو مجموعه داده به طور رضایت بخشی پایدار است. در واقع، مقادیر MAE و RMSE برای روش پیشنهادی تحت تأثیر تعداد گره‌های برتر، انعکاس شباهت فازی مبتنی بر اعتماد و عدم اعتماد و همچنین اعتماد کلی و عدم اعتماد کلی منجر به پایداری شبکه‌های اجتماعی و افزایش صحت در پیش‌بینی پیوند مثبت و منفی می‌شود. علاوه بر این، در مقایسه با نتایج چهار الگوریتم دیگر،

روش پیشنهادی در همه موارد بهتر عمل می‌کند.

## ۵- نتیجه‌گیری

هدف این تحقیق پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار برای بررسی میزان اعتماد و عدم اعتماد بین کاربران شبکه می‌باشد. روابط کاربران در شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار مشابه روابط کاربران در دنیای واقعی بوده و از نظر اعتماد وعدم اعتماد روابط یکسانی بین کاربران وجود ندارد. در واقع، اینکه کاربران در دنیای مجازی به اندازه دنیای واقعی چقدر به دیگران اعتماد و یا عدم اعتماد داشته باشند، ضروری می‌باشد. بعضی از روش‌های پیش‌بینی پیوند بخصوص در شبکه‌های اجتماعی بدون علامت، از ناتوانی در مدیریت صحیح اعتماد بین ارتباط کاربران، ضعف پیش‌بینی عدم اعتماد، کارایی پایین و عدم عملکرد مناسب در شبکه‌های پراکنده رنج می‌برند. از این رو، یک مدل پیش‌بینی پیوند مبتنی بر اعتماد و عدم اعتماد براساس محاسبات فازی در شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار پیشنهاد می‌شود که از قوانین فازی برای تعیین اعتماد و عدم اعتماد بین کاربران استفاده می‌کند. نتایج آزمایش‌های انجام شده بر روی مجموعه داده‌های Epinion و Slashdot حاکی از آن است که روش پیشنهادی به خوبی می‌تواند میزان اعتماد و عدم اعتماد کاربران را تشخیص دهد و از دقت بالایی برخوردار است.

کارهای آینده عمدتاً برای حل مسائل پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار براساس ویژگی‌های مختلف اطلاعات کاربران و استفاده از روش‌های متفاوت برای تعیین میزان صحت پیش‌بینی خواهد بود. بسیاری از مدل‌های موثر پیش‌بینی پیوند برای دستیابی به نتایج پیش‌بینی پیوند مثبت و منفی استفاده می‌شود. سعی خواهد شد چنین اطلاعاتی برای افزایش اطلاعات پیوند پیش‌بینی شده تولید شود و موضوعاتی مانند ویژگی‌های زمانی، انتشار اعتماد، ویژگی‌های اجتماعی و ویژگی‌های پویا بررسی گردد. همچنین استفاده از سایر ویژگی‌های محلی و سراسری در تشخیص اعتماد منجر به قوی شدن و دقیق شدن بررسی اعتماد و عدم اعتماد در شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار می‌شود.

## مراجع


[1] X.Li, H.Fang, and J.Zhang, “FILE: A novel framework for predicting social status in signed networks”, Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI18 - Artificial Intelligence and the Web, Vol.32, No.1, 2018, PP.330–337.

[2] K.Akilal, M.Omar, and H.Slimani, “Characterizing and using gullibility, competence, and reciprocity in a very fast and robust trust and distrust inference algorithm for weighted signed social networks”, Knowledge-Based Systems, Vol.192, 2020, PP.1-11.

[3] H.Shirgahi, M.Mohsenzadeh, and H.H.S.Javadi, “A new method of trust mirroring estimation based on social networks parameters by fuzzy system”, International Journal Machine Learning & Cybernetics, Springer. Vol.9, 2018, PP.1153–1168.

[4] V.Kant, and KK.Bharadwaj, Fuzzy computational models of trust and distrust for enhanced recommendations, International Journal of Intelligent Systems, Vol.28, 2013, PP.332–365.

[5] N.Girdhar, S.Minz, and K.K.Bharadwaj, “Link prediction in signed social networks based on fuzzy computational model of trust and distrust”, Soft Computing, Vol.23, 2019, PP.12123–12138.

[6] Z.Duan, W.Xu, Y.Chen, and L.Ding, “ETBRec: a novel recommendation algorithm combining the double influence of trust relationship and expert users”, Applied Intelligence, Vol.52, 2022, PP.282–294.

[7] N.D.Nur, A.H.Sitil, S.Muntadher, S.Firdaus, and N.Anuar, “Applications of link prediction in social networks: A review”, Journal of Network and Computer Appllicatins, Vol.166, 2020, PP.1-31.

[8] X.Zhu, and Y.Ma, “Sign Prediction on Social Networks Based Nodal Features”, Journal of Complexity, Vol.2020, 2020, PP.1-11.

[9] R.E.Veras De Sena Rosa, F.A.S.Guimarães, R.d.S.Mendonça and V.F.d.Lucena, “Improving Prediction Accuracy in Neighborhood-Based Collaborative Filtering by Using Local Similarity”, IEEE Access, Vol.8, 2020, PP.142795-142809.

[10] H.Ghorbanzadeh, A.Sheikhahmadi, M.Jalili, and S.Sulaimany, “A Hybrid Method of Link Prediction in Directed Graphs”, Expert Systems with Applications, Vol.165, 2020, PP.1-13.

[11] D.Wang, Da-wei, Y.Yih and M.Ventresca, “Improving neighbor-based collaborative filtering by using a hybrid similarity measurement”, Expert Systems with Applications, Vol.160, 2020, PP.1-23.

[12] Y.Xu, Z.Feng, X.Zhou, M.Xing, H.Wu, X.Xue, Sh.Chen, Ch.Wang and L.Qi, "Attention-based neural networks for trust evaluation in online social networks", Information Sciences, Vol.630, 2023, PP.507-522.

[13] X.Wang, Y.Chai, H.Li, and D.Wu, “Link prediction in heterogeneous information networks: An improved deep graph convolution approach”, Decision Support Systems, Vol.141, 2021, PP.113448-113460.

[14] H.Tahmasbi, M.Jalali, and H.Shakeri, “TSCMF: Temporal and social collective matrix factorization model for recommender systems”, Journal of Intelligence Information Systems, Vol.56, 2021, PP.169–187.

[15] T.Zhang, W.Li, L.Wang, and J.Yang, “Social recommendation algorithm based on stochastic gradient matrix decomposition in social network”, Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing. Vol.11, 2020, PP.601-608.

[16] C.He, H.Liu, Y.Tang, S.Liu, X.Fei, Q.Cheng, and H.Li, “Similarity preserving overlapping community detection in signed networks”, Future Generation Computer Systems, Vol.116, 2021, PP.275-290.

[17] E.Nasiri, K.Berahmand, and Y.Li, “Robust graph regularization nonnegative matrix factorization for link prediction in attributed networks”, Multimedia Tools and Applications, Vol.82, 2023, PP.3745–3768.

[18] R.I.Yaghi, H.Faris, I.Aljarah, A.M.Al-Zoubi, A.A.Heidari, and S.Mirjalili, “Link Prediction Using Evolutionary Neural Network Models”, Evolutionary Machine Learning Techniques, Vol.32, 2020, PP.85-112.

[19] P.Srilatha, R.Manjula, and C.P.Kumar, “Link Prediction on Social Attribute Network Using Lévy Flight Firefly Optimization”, Advances in Artificial Intelligence and Data Engineering, Vol.1133, 2021, PP.1299-1309.

[20] F.Guo, W.Zhou, Z.Wang, Ch.Ju, Sh.Ji, Q.Lu, "A link prediction method based on topological nearest-neighbors similarity in

directed networks", Journal of Computational Science, Vol.69, 2023, PP.102002-102016.

[21] M.Nooraei.Abadeh, M.Mirzaie, "A differential machine learning approach for trust prediction in signed social networks", Supercomput, Vol.79, 2023, PP.9443–9466.

[22] R.E.Tillman, P.Vamsi, Ch.Jiahao, R.Prashant and M.Veloso, "Heuristics for Link Prediction in Multiplex Networks", In Proceedings of ECAI'2020, 24th European Conference on Artificial Intelligence, Vol.325, 2020, PP.1938-1945.

[23] H.Liu, Z.Zhenzhen, B.Fan, H.Zeng, Y.Zhang, and G.Jiang, "PrGCN: Probability prediction with graph convolutional network for person re-identification", Neurocomputing, Vol.423, 2021, PP.57-70.

[24] X.Hu, X.Xiong, Y.Wu, M.Shi, P.Wei, and Ch.Ma, "A Hybrid Clustered SFLA-PSO algorithm for optimizing the timely and real-time rumor refutations in Online Social Networks", Expert Systems with Applications, Vol.212, 2023, PP.118638-118670.

[25] S.Ghasemi, and A.Zarei., "Improving link prediction in social networks using local and global features: a clustering-based approach, Progress in Artificial", Intelligence, Vol.11, 2022, PP.79–92.

[26] Suryakant, and T.Mahara, A New Similarity Measure Based on Mean Measure of Divergence for Collaborative Filtering in Sparse Environment, Procedia Computer Science, Vol.89, 2016, PP.450–456.

[27] https://snap.stanford.edu/data/soc-Epinions1. html,Last Visited (01, October. 2022).

[28] http://snap.stanford.edu/data/soc-Slashdot0902.html, Last Visited (01, October.2022).

[29] J.Golbeck, "Combining provenance with trust in social networks for semantic content filtering", International Provenance and Annotation Workshop, Vol.4145, 2006, PP.101–108.