نشریه علمی «پدافند الکترونیکی و سایبری»
سال هشتم، شماره ۲، تابستان ۱۳۹۹؛ ص ۲۴-۱۵

علمی–پژوهشی

ارائه روشی بهبودیافته در شبکه‌های اجتماعی جهت پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های چندلایه

فرشته گلشاهی[۱]، ابوالفضل طرقی حقیقت[۲*]

۱- دانشجوی دکتری تخصصی، ۲- استادیار، دانشکده مهندسی رایانه و فناوری اطلاعات، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین، قزوین، ایران

(دریافت: ۹۸/۲/۲۳، پذیرش: ۹۸/۷/۱۰)

چکیده

تجزیه و تحلیل شبکه‌های مقیاس بزرگ پویا، اطلاعات مفیدی دراختیارمدیر شبکه قرارمی‌دهد. پیش‌بینی ارتباطات مفقود شده یا پیوندهای احتمالی که در آینده ممکن است وجود داشته باشند یک مساله مهم و جالب در شبکه‌های اجتماعی می‌باشد. در بسیاری از شبکه‌های اجتماعی واقعی، ارتباطات را در چند لایه می‌توان مدل‌سازی کرد. دراین مقاله، مسئله پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های چندلایه مورد بررسی قرار گرفته است. در این مقاله، روش جدید پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های مالتی‌پلکس مبتنی بر الگوریتم‌های مبتنی بر ساختار گراف و بدون ناظر مبتنی بر الگوریتم جستجوی گرانشی ارائه گردیده و از لایه‌های مختلف در شبکه مالتی پلکس، جهت افزایش دقت، صحت و عملکرد الگوریتم پیش‌بینی استفاده شده است. با انتخاب موثر معیارهای درون لایه‌ای و بین لایه‌ای مثل امتیاز انجمن‌ها و انتساب عامل‌ها به آن‌ها از محورهای معماری پیشنهادی روشی ارائه‌شده، که بر کارآیی و سرعت پاسخ موردنیاز اثر دارد. برای مقایسه کار پیشنهادی از معیار AUC استفاده گردیده. واز مجموعه داده travian به‌عنوان مجموعه محک استفاده شده است. AUC محاسبه شده پیشنهادی ۰/۷۲ است. نتایج نشان می‌دهد که استفاده از اطلاعات انجمنی با استفاده از الگوریتم گرانشی در شبکه‌های چندلایه به بهبود فرآیند پیش‌بینی پیوند کمک می‌کند.

کلیدواژه‌ها: پیش‌بینی پیوند، شبکه‌های مالتی پلکس، تحلیل شبکه‌های اجتماعی، تحلیل ایستا

۱- مقدمه

شبکه اجتماعی مجموعه‌ای از موجودیت‌های مختلف است ک باهم در ارتباط می‌باشند. تجزیه و تحلیل شبکه‌های اجتماعی به‌عنوان یک موضوع مهم پژوهشی در دهه‌های اخیر در حوزه جامعه‌شناسی مطرح است. تجزیه و تحلیل شبکه‌های اجتماعی موضوعی بین رشته‌ای است که محققانی از علوم روانشناسی، انسان شناسی، اقتصاد، جغرافیا، زیست شناسی، اپیدمیولوژی و رایانه دارد. در علم رایانه از شبکه اجتماعی برای نشان‌دادن سامانه‌های پیچیده‌ای که تعداد زیادی از عناصر در میان آن‌ها با هم تعامل دارند استفاده می‌شود. گسترش اطلاعاتی که می‌تواند به‌عنوان شبکه‌ها نشان داده شود نه تنها فرصت‌های جدید ایجاد می‌کند، بلکه چالش‌های جدیدی در زمینه داده‌کاوی نیز به‌وجود می‌آورد. تعدادی از چالش‌های مربوط به استخراج اطلاعات از شبکه در حال حاضر توسط پژوهشگرهای مختلف مورد مطالعه قرار گرفته است که از جمله این موارد می‌توان به تشخیص انجمن، تجزیه و تحلیل ساختاری شبکه و بصری‌سازی شبکه و پیش‌بینی پیوند اشاره کرد. یکی از جالب‌ترین مسائل مربوط به شبکه اجتماعی، پیش‌بینی پیوند است که شامل پیش‌بینی ایجاد تعاملات ناشناخته بین جفت گره‌ها بر اساس خواص آن‌ها و پیوندهای مشاهده شده موجود است.

پیوند بین دو گره، یک اتصال بین دو گره در یک شبکه است. پیوندها می‌توانند بین موجودیت‌ها ارتباط برقرار کنند. شبکه‌های اجتماعی می‌تواند به‌عنوان ارتباطات اجتماعی میان کاربران تعریف شود. در این شبکه اجتماعی، کاربران به واسطه ارتباطات مختلف با هم در ارتباط هستند. شبکه‌های اجتماعی مختلف، کاربردهای مختلفی دارند. به‌عنوان مثال، شبکه اجتماعی آمازون و گوگل محصولات بالقوه را به مشتریان توصیه می‌کنند که پیش‌بینی ارتباط دقیق بین مشتریان و محصولات براساس علاقه و منافع مشتریان می‌باشد. با این حال، در برخی موارد، بسیاری از پیوندهای شبکه‌های اجتماعی پنهان هستند و قابل مشاهده نیستند. به دلایل مختلف این پیوندها می‌توانند

*رایانامه نویسنده پاسخگو: at_Haghighat@yahoo.com

پنهان باشند که از این دلایل می‌توان به حفظ حریم خصوصی افراد، اشتباهات پنهان در خزنده موتور جستجو، بحث‌های ذخیره‌سازی یا انتقال داده‌ها اشاره کرد. علاوه‌بر این مسائل، بسیاری از پیوندها، ممکن است در آینده ظاهر شوند.

بنابراین، پیش‌بینی ارتباطات مفقود شده یا پیوندهای احتمالی که در آینده ممکن است وجود داشته باشند یک مساله مهم و جالب در شبکه‌های اجتماعی است که این موضوع می‌تواند موارد مهمی را برای تصمیم‌گیری کشف کند. شبکه‌های اجتماعی خود نوعی از شبکه‌های پیچیده پویا هستند. یکی از مسئله‌های مهم در مطالعه تکامل شبکه‌های پیچیده پویا، مسئله پیش‌بینی پیوند است. پیش‌بینی پیوند به پیداکردن یال‌های جدید در یک شبکه، در یک زمان خاص مثل t، زمانی که اطلاعات سابقه‌ای و پیشینه‌ای شبکه قبل از زمان t در دسترس باشد اشاره دارد. این موضوع باعث می‌شود برخی از محققین به مسائل شبکه‌هایی که قرار است در آینده به‌وجود آیند، بپردازند. از جمله این مسائل می‌توان به بحث صحت، دقت و زمان جستجوی پیش‌بینی پیوند (LP) روش‌ها یا الگوریتم‌های جدید اشاره کرد.

امروزه با توجه به ناهمگون بودن شبکه‌های اجتماعی، مسئله پیش‌بینی پیوند دارای پیچیدگی‌هایی است. برای ساده‌سازی این نوع پیچیدگی‌ها معمولاً از مدل‌سازی‌های مختلفی استفاده می‌شود. به‌عنوان مثال با درنظر گرفتن یک یا چند نوع پیوند و حل هم‌زمان در هر نوع پیوند به‌صورت هم‌زمان مساله را ساده‌تر می‌کنند. برای پیش‌بینی پیوند روش‌های مختلفی ارائه شده است. در ادبیات علمی، کارهایی که اخیراً در پیش‌بینی پیوند انجام شده است اکثرا شامل شبکه‌های ساده است. در این شبکه‌های ساده همه پیوندها هم نوع هستند. با این حال شبکه‌ها در دنیای واقعی اغلب به‌صورت ناهمگون هستند. در شبکه ناهمگون، پیوندها و گره‌هایی از نوع‌های متفاوت داریم.

این نوع از شبکه‌ها به شبکه‌های مالتی‌پلکس معروف هستند. در تحلیل یک شبکه مالتی پلکس یک شبکه چند لایه در اختیار داریم که در هرلایه نوع‌های یکسانی از گره‌ها و انواع مختلفی از یال وجوددارد. در این پژوهش روش‌های گوناگونی را برای استخراج اطلاعات از لایه‌های مختلف یک شبکه مالتی پلکس به منظور استفاده در فرایند تشکیل پیوند در یک لایه خاص استفاده می‌شود.

در این مقاله بیان شده است که چگونه کارایی الگوریتم‌های پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های ایستا می‌تواند با استفاده از اطلاعات مالتی پلکس بهبود پیدا کند. با توجه به دانش ما و بررسی‌های به عمل آمده در بین مقالات علمی، کار زیادی در این حوزه انجام نشده است اما اخیراً به مسئله پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های ناهمگون توجه شده. هم‌چنین کارهای کمی روی توسعه ویژگی ساختاری ساده، مثل: "درجه و مسیر" در زمینه شبکه مالتی پلکس شده است. اما هیچ کدام تلاش نکرده‌اند از این ویژگی‌ها برای پیش‌بینی پیوند استفاده کنند. نوآوری ما در این مقاله چگونگی استفاده از اطلاعات ساختاری برای پیش‌بینی پیوندها در یک سناریوی مالتی‌پلکس بااستفاده از روش بهینه‌سازی گرانشی است. به این‌صورت که سعی کرده‌ایم از اطلاعات همسایگی گره‌ها برای پیش‌بینی پیوندها در لایه‌های مختلف استفاده کنیم. در این مقاله تمرکز ما روی شبکه‌های ایستا است. در یک شبکه، معیارهایی به نام: "ضریب خوشه‌بندی، جزء قویاً هم‌بندو چگالی گراف" وجود دارد که بالا یا پایین بودن‌شان مفهومی را به ما می‌رساند. پایه‌ای‌ترین رویکرد و روش برای پیش‌بینی پیوند استفاده از گراف شبکه برای محاسبه امتیاز شباهت، برای جفت گره‌های غیرمتصل است. براساس این امتیاز، تصمیم گرفته می‌شود که یک پیوند بین جفت گره ظاهر شود و یا ناپدید گردد. در ادبیات علمی روش‌های مختلفی برای محاسبه این امتیاز وجود دارد. این روش‌ها عبارتند از: "مبتنی بر همسایه، مبتنی بر فاصله یا تجمیع خواص گره" که این روش‌ها اکثرا بدون ناظر هستند. برای سادگی کار، ابتدا این روش‌ها را روی یک شبکه ساده تک لایه تعریف کرده‌ایم و در ادامه این روش‌ها را به شبکه‌های مالتی پلکس تعمیم داده‌ایم.

ساختار مقاله به ۶ بخش تقسیم‌بندی می‌شود. در بخش اول مقدمه ارائه گردیده است؛ در بخش دوم به بررسی ادبیات پژوهش پرداخته شده و براساس مطالعات گذشته، مبانی نظری پژوهش بیان می‌گردد. در بخش سوم به روش تحقیق پژوهش پرداخته شده ونوع پژوهش براساس هدف و ماهیت معرفی و همچنین نحوه گردآوری داده‌ها بیان شده است. در بخش چهارم براساس داده‌های به‌دست‌آمده و با توجه به روش‌های پیاده‌سازی مناسب به تجزیه و تحلیل داده‌ها و آزمون فرضیه‌های پژوهش پرداخته‌ایم. در بخش پنجم خلاصه و نتیجه‌گیری آورده شده است.

۲- ادبیات پژوهش

در دنیای واقعی برای بسیاری از خدمات اجتماعی از مفهوم پیش‌بینی پیوند در ارائه خدمات و سرویس استفاده می‌شود [۱]. به‌عنوان مثال و به‌عنوان یک کاربرد از موضوع پیش‌بینی پیوند و مسئله پیش‌بینی ارتباطات اجتماعی میان کاربران می‌تواند به‌عنوان توصیه یک مکان خاص به کاربر در زمینه‌های مختلف مورد استفاده قرار گیرد [۲].

با توجه به پیچیدگی و تنوع شبکه‌های اجتماعی، شش موضوع مهم برای پیش‌بینی پیوند درشبکه‌های با مقیاس بزرگ وجود دارد:

- نمونه‌برداری: موضوع نمونه‌برداری از زیرگراف‌های غنی برای حفظ خواص گراف در شبکه‌های بزرگ اجتماعی برای کاهش پیچیدگی محاسباتی گراف شبکه از مباحث پرکاربرد در این حوزه است.
- همپوشانی: برای کاهش عملیات پیش‌بینی سریالی در گره‌های همپوشان و افزایش هم‌بستگی با نمونه‌گیری هم‌زمان برای سرعت بخشیدن به پیش‌بینی‌ها و بهبود مقیاس‌پذیری و مصرف زمان در یک یا چند سطح از موضوعات مختلف از همپوشانی استفاده می‌شود.
- رویکرد: رویکردهای مختلفی برای پیش‌بینی پیوند در نظر گرفته شده است از جمله مدل‌سازی پیش‌بینی پیوند بدون ناظر به‌صورت عامل متمرکز (اشیاء گسسته) وعامل غیر متمرکز (عامل گسسته) و توزیع عامل‌ها (عوامل مرتبط) برای مقابله با مقیاس‌پذیری از طریق پیش‌بینی توزیع و کاهش فضا.
- الگوریتم: با استفاده از ویژگی‌های ترکیبی محلی، شبه محلی، انجمنی و سراسری امتیاز بالقوه لبه‌ها به‌عنوان پیوندهای آینده استفاده می‌شود.
- ویژگی‌ها: اضافه کردن اطلاعات از گره‌ها، لبه‌ها (یال‌ها)و سایر ویژگی‌های گراف جهت افزایش دقت محاسبات پیش‌بینی و کاهش زمان تصمیم‌گیری پیچیده
- متریک: محققین مختلفی روی اندازه‌گیری عملکرد پیش‌بینی پیوند روی مجموعه‌ای از کاربردهای مختلف کار کرده‌اند و معیارهای مختلفی را ارائه داده‌اند [۳].

به منظور کاهش اندازه گراف و حفظ ویژگی‌های گراف در یک زمان، می‌توان از بسیاری از روش‌ها استفاده کرد که ممکن است این روش‌ها پیچیده و پرهزینه باشند. این موضوع حتی زمانی که الگوریتم تقریبی چندجمله‌ای استفاده می‌شود، هنوز هم‌چنان پیچیده و پا برجاست.

با این حال، روش‌های ارائه شده در بیشتر مطالعات انجام شده فقط نتیجه را بهبود می‌بخشند. این روش‌های پیش‌بینی پیوند معمولا به اندازه کافی برای مقابله با مشکل سرعت جست‌وجو در شبکه‌های بزرگ ارائه طریق نکرده‌اند و پیش‌بینی دقیق در شبکه‌های بزرگ در مقیاس بزرگ به سمت تصمیم‌گیری در زمان واقعی نیستند. با استفاده از این مشاهدات، ما در این پژوهش بیشتر علاقه‌مند به تکنیک‌های ترکیبی برای کمک به موضوع‌های مقیاس‌پذیری، الگوریتم، ویژگی‌ها و جنبه‌های مختلف متریک هستیم.

دسته‌بندی‌های مختلفی برای رویکردهای LP وجود دارد. یک نوع دسته‌بندی، این رویکردها را به دو رویکرد متمرکز و غیرمتمرکز تقسیم‌بندی می‌کند. این رویکردها بر مبنای پیش‌بینی‌های بدون ناظر [۴]، گام‌بردار تصادفی [۵-۷]، تقسیم‌بندی ماتریسی [۸-۱۰]، پیش‌بینی کننده‌های با ناظر [۱۱- ۱۲]و چهارچوب جمعی [۴ و۱۳] عمل می‌کنند. به تازگی تحقیقات نشان داده است که علاقه به بهبود نتایج جستجوی پیش‌بینی پیوند بدون ناظر افزایش یافته است که این مساله می‌تواند در رشد داده‌های بزرگ شبکه‌های اجتماعی برای شبکه-های بزرگ و پیچیده کمک کند [۱۴-۱۶].

بهبود عملکرد پیش‌بینی پیوند یک امر مهم در تجزیه و تحلیل شبکه‌های اجتماعی به‌عنوان یک پژوهش فعال برای افزایش ظرفیت شبکه است که ادغام اطلاعات محلی، سراسری و انجمنی می‌تواند درحالت خوش‌بینانه افزایش دقت و صحت پیش‌بینی را در برداشته باشد و درحالت بدبینانه مصرف زمان را بالا ببرد.

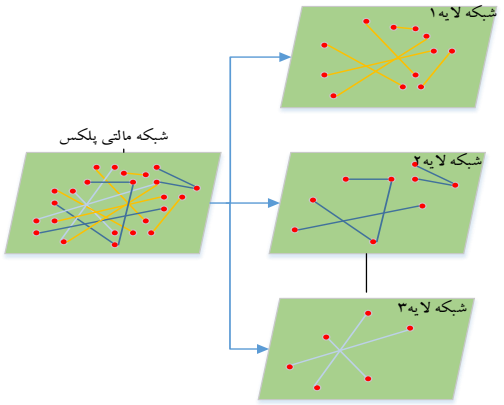
مساله پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های اجتماعی و به‌صورت رسمی برای پیش‌بینی پیوندهای موجود غیر قابل مشاهده در شبکه است و این موضوع برای پیوندهای مفقود شده یا پیوندهایی که در آینده قرار است شکل بگیرند، برقرار است. این کار براساس یک تصویر لحظه‌ای از شبکه‌ی مورد استفاده قرار می‌گیرد [۷ و ۲۵]. پیش‌بینی می‌تواند دو حالت داشته باشد. حالت اول پیش‌بینی یک پیوند جدید که در آینده ایجاد می‌شود و حالت دوم پیش‌بینی پیوندی که در طول زمان ناپدید شده است [۱۲]. بسیاری از کارهایی که تا به‌حال در حوزه پیش‌بینی پیوند انجام شده است از ویژگی‌های ساختاری ساختارهای شبکه برای پیوند دادن در مساله پیش‌بینی استفاده می‌گردد. این ویژگی‌ها شامل الگوی متقابل و ساختار اتصال شبکه می‌باشند. شاخص‌های تشابه ساختاری می‌توانند از ساختار شبکه استخراج شده و به چهار دسته تقسیم شوند: ویژگی‌های محلی، ویژگی‌های سراسری، ویژگی‌های شبه محلی و ویژگی‌های مربوط به انجمن‌ها. ویژگی‌ها و شاخص‌های محلی فقط از اطلاعات همسایه‌ی گره‌های u و v و وجود بسیاری از همسایگان معمولی استفاده کنند. روش‌های مختلفی که از اطلاعات محلی استفاده می‌کنند شامل روش‌های همسایگی مشترک، ضریب جاکارد، آدامیک آدار [۲۲و۲۷و۲۸]

هستند که با موفقیت هزینه‌های محاسباتی را کاهش داده‌اند. اما این روش‌ها نسبتا عملکرد پیش‌بینی پیوند ضعیف‌تری را ارائه داده‌اند. مقاله [۳] از روش AA در پیش‌بینی محلی استفاده کرده است اما تلاش کرده است که نتایج را با ویژگی‌های جامعه و برای کاهش محاسبات محلی بهبود دهد. شاخص‌های سراسری نیازمند اطلاعات ساختاری سراسری بین دو گره هستند. این ویژگی‌ها اغلب به ساختار جامعه غیرمحلی شبکه اجتماعی مانند اندیس کتز[۲۳] مربوط است که از شمارش طول تعداد مسیرهای بین دو رأس محاسبه می‌شود. اندیس کتز برای ارائه پیش‌بینی پیوند، منصفانه عمل می‌کند اما محاسبات پیچیده‌تری نیز دارد. شاخص‌های نیمه محلی نیازی به اطلاعات سراسری ندارند، بلکه از اطلاعات محلی به غیر از روش های محلی استفاده می‌کنند تا سعی در پیداکردن یک تعادل خوب بین پیچیدگی و عملکرد باشند [۱۵].

پژوهش‌هایی که بیان گردید مربوط به پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های ساده با پیوندهای همگن بود. در این قسمت می‌خواهیم چگونگی پیش‌بینی پیوندها در یک سناریو مالتی پلکس بیان کنیم و بگوییم چگونه کارایی الگوریتم‌های پیش بینی پیوند می‌تواند با استفاده از اطلاعات مالتی پلکس بهبود پیدا کنند. براساس دانش ما کار زیادی در این حوزه انجام نشده است اما به تازگی برخی به مسئله پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های ناهمگون توجه کرده‌اند. علاوه بر این موضوع، کارهای کمی روی توسعه ویژگی ساختاری ساده مثل درجه، چگالی، در زمینه شبکه مالتی پلکس شده است. هیچ کدام از این کارها تلاش نکرده‌اند این ویژگی‌ها را برای پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های مالتی پلکس استفاده نمایند. مقاله [۳۰] روی پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های مالتی پلکس کار کرده است. این مقاله از امتیاز ساختاری استفاده کرده و آن را به شبکه چندلایه تعمیم داده است. در این مقاله بیان شده است که روش‌های پیش‌بینی پیوند شامل محاسبه امتیاز ساختاری ساده برای جفت گره‌های غیر متصل در یک گراف است. آن‌ها این ویژگی‌ها را این گونه گسترش داده‌اند که شامل اطلاعات سایر لایه‌های شبکه نیز باشد. این کار می‌تواند به سه روش انجام شود: ۱- محاسبه معیار ساختاری ساده در همه لایه‌ها، ۲- محاسبه مقدار تجمیع ساده این امتیازها در میان همه لایه‌ها، ۳- محاسبه یک آنتروپی تجمیع مقادیر امتیازهای همه لایه‌ها.

۳- روش تحقیق

بادقت در شکل (۱) یک شبکه مالتی پلکس، دارای گره‌هایی با نوع یکسان و یال‌های با نوع متفاوت است. که در این شکل انواع متفاوت یال را با رنگ‌های مختلف نمایش داده‌ایم.



شکل (۱): معماری شبکه مالتی پلکس.

هرکدام از انواع مختلف یال می‌توانند تشکیل‌دهنده‌ی یک شبکه جدا باشد. درهرکدام از این شبکه‌ها، نوع گره‌ها ثابت هستند و این پیوندها هستند که متفاوتند. حال دراین‌چنین شبکه‌ای با این خاصیت برای پیش‌بینی پیوند، الگوریتمی می‌تواند به‌صورت بهینه عمل کند که بتواند به خوبی ارتباط و همکاری این زیرشبکه‌ها را استخراج کند. برای پیش‌بینی پیوند بدون ناظر در این نوع شبکه‌ها، قصد داریم علاوه بر اطلاعات محلی، از اطلاعات سراسری مثل عضو بودن گره‌ها در یک انجمن خاص استفاده کنیم.

درمقاله [۳] بیان شده است که در هر شبکه معیارهای گوناگونی به نام ضریب خوشه‌بندی، جزء قویاً همبند و چگالی گراف وجود دارد که بالا یا پایین‌بودن‌شان می‌تواند مفهومی را به ما برسانند. ضریب خوشه‌بندی میزان تمایل تبدیل سه‌تایی‌ها به مثلث در گراف را نشان می‌دهد. منظور از متوسط خوشه‌بندی آن است که مقدار ضریب خوشه‌بندی را برای تمامی گره‌های گراف محاسبه نموده و سپس میانگین آن‌ها را به دست آوریم. هرچقدر میزان ضریب خوشه‌بندی در یک گراف بیشتر باشد، تمایل به ایجاد پیوند در آن گراف بیشتر است. در گراف جهت‌دار به جزئی که تمامی گره‌ها در آن قابل‌دسترس از هر گره‌ای است جزء قویاً همبند گفته می‌شود. همچنین برای محاسبه‌ی چگالی گراف، تعداد یال‌های موجود در گراف را بر تعداد کل یال‌های گراف کامل متناظر با گره‌های موجود در گراف تقسیم می‌نماییم. ازاین‌رو گراف کامل دارای چگالی برابر با یک است. در مقاله [۳] بررسی کرده است هرجا که هرچه ضریب خوشه‌بندی گراف بیشتر باشد عملکرد الگوریتم ساختاری آدامیک آدار بهتر است. این مقاله از این موضوع مهم استفاده کرده و عملکرد پیش‌بینی پیوند را بهبود بخشیده است. مقاله [۳] نشان داده است که در شبکه‌هایی که متوسط ضریب خوشه‌بندی، جزء قویاً همبند و چگالی گراف بیشتر باشد عملکرد الگوریتم آدامیک آدار بهتر

است. برای بهبود عملکرد آدامیک آدار این مقاله از الگوریتم جستجوی گرانشی استفاده نموده است.

الگوریتم جستجوی گرانشی یک الگوریتم بهینه‌سازی مکاشفه‌ای مبتنی بر جمعیت است که از عامل‌های جستجوگر تشکیل شده که با یکدیگر کنش و واکنش دارند. عامل‌ها که در آن عوامل به‌عنوان اشیاء در نظر گرفته می‌شوند و عملکرد آنها با معیار میزان جرمشان سنجیده می‌شود. نیروی جاذبه، جابجایی سراسری را باعث می‌شود و همه اجرام به سمت جرم‌های سنگین‌تر جذب می‌شوند. این الگوریتم را می‌توان به‌عنوان یک سیستم ایزوله شامل یک سری جرم در نظر گرفت. این سیستم مثل یک جهان مصنوعی کوچک است که اجرام آن از قوانین نیوتون همچون قانون جاذبه و حرکت پیروی می‌کنند. به طور دقیق‌تر اجرام از قوانین زیر پیروی می‌کنند. این الگوریتم مراحل مختلفی دارد که شامل موارد زیر است:

مرحله ۱: تعریف اولیه عامل

مکان N عدد از عامل‌ها به‌صورت تصادفی تعیین می‌شوند. برای تعیین مکان عامل‌ها از رابطه (۱) استفاده می‌کنیم.

$$X_i = (x_i^1, \ldots x_i^d, \ldots, x_i^n) \quad for i = 1, 2, \ldots, N \qquad (۱)$$

که در این رابطه x_i^d مکان iامین عامل در dامین بعد را نشان می‌دهد درحالی‌که n تعداد بعد را نشان می‌دهد.

مرحله۲: محاسبه بهترین میزان برازش[1]

در این مرحله بسته به نوع مساله کمینه یا بیشینه‌بودن مساله، محاسبه میزان برازش با محاسبه بهترین حالت یا بدترین حالت تابع حالت انجام می‌شود.

اگر مساله کمینه باشد:

$$best(t) = \min\ fit_j(t) \quad j = \{1, \ldots, N\}$$

$$worst(t) = max\ fit_j(t) \quad j = \{1, \ldots, N\}$$

اگر مساله بیشینه باشد:

$$best(t) = max\ fit_j(t) \quad j = \{1, \ldots, N\}$$

$$worst(t) = \min\ fit_j(t) \quad j = \{1, \ldots, N\}$$

$fit_j(t)$ میزان برازش j امین عامل را نشان می‌دهد. best(t) و worst(t) بهترین و بدترین میزان برازش را نشان می‌دهد.

مرحله ۳: محاسبه ثابت گرانش

ثابت گرانشی به‌صورت رابطه (۲) محاسبه می‌شود:

$$G(t) = G_0 e^{(-\alpha t/T)} \qquad (۲)$$

که در اینجا، G_0 و α ثابت است که در ابتدای برنامه تعیین می‌شوند. T تعداد گام‌های تکرار است.

مرحله ۴: محاسبه جرم عامل‌ها

$$M_{ai} = M_{pi} = M_{ii} = M_i, i = 1, 2, \ldots, N \qquad (۳)$$

$$m_i = \frac{fit_i(t) + worst(t)}{best(t) - worst(t)}$$

$$M_i = \frac{m_{i(t)}}{\sum_{j=1}^{N} m_j(t)}$$

که M_{ai} ,M_{pi} به ترتیب جرم فعال و غیرفعال هستند درحالی‌که M_{ii} جرم لختی عامل i است.

مرحله ۵: محاسبه شتاب عامل

شتاب i امین عامل در گام t به‌صورت رابطه (۴) محاسبه می‌شود.

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{M_{ii}(t)} \qquad (۴)$$

$F_i^d(t)$ کل نیروی وارده به عامل i ام است که به‌صورت رابطه (۵) محاسبه می‌شود.

$$F_i^d = \sum_{j\ \epsilon Kbest, j!=i} rand_j F_{ij}^d(t) \qquad (۵)$$

$Kbest$ مجموعه k عامل اول با بهترین مقدار تناسب و بزرگ‌ترین جرم است. $Kbest$ بازمان به‌صورت خطی کاهش می‌یابد. ب $F_{ij}^d(t)$ به‌صورت رابطه (۶) محاسبه می‌شود.

$$F_{ij}^d(t) = G(t).\left(M_{pi}(t)\ x\ M_{aj}(t)/R_{ij}(t) + \varepsilon\right).\left(x_j^d(t) - x_i^d(t)\right) \qquad (۶)$$

$F_{ij}^d(t)$ نیروی وارده از عامل j به i در بعد d و در گام t است. $R_{ij}(t)$ فاصله اقلیدسی بین دو عامل i و j است. G(t) ثابت گرانشی است که ثابت است.

هدف اصلی مقاله [۳] این است که برای اینکه صحت پیش‌بینی پیوند را بهبود بخشد، این مساله را درنظر گرفته است که انجمن‌هایی که گره‌ها در آن عضو هستند چه رابطه‌ای با هم دارند، این انجمن‌ها چقدر با هم تبادل یال دارند، این انجمن‌ها چقدر روی یکدیگر تاثیر می‌گذارند و اساسا چقدر شبیه به یکدیگر هستند. برای تشخیص نزدیکی و شباهت دو انجمن به هم مقاله [۳] از الگوریتم جستجوی گرانشی استفاده نموده است.

الگوریتم جستجوی گرانشی یک الگوریتم اکتشافی است که قصد دارد مارا به یک نقطه بهینه برای تصمیم‌گیری پیش‌بینی و

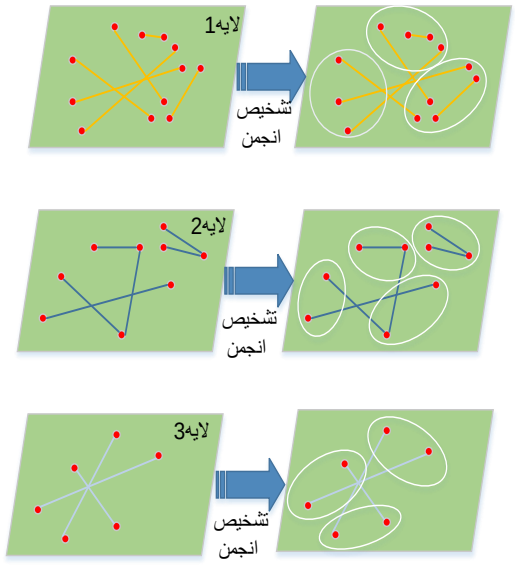
یا عدم پیش‌بینی بین دو گره سوق دهد. در این پژوهش قصد داریم که این تفکر را با اطلاعات مالتی پلکس ادغام نماییم.

فرض می‌کنیم یک شبکه مالتی پلکس $G=<V,E_1...E_m>$ داریم که V مجموعه راس‌های شبکه و E_i مجموعه یال‌های هر لایه و m تعداد لایه‌های شبکه می‌باشد.در روش پیشنهادی ما از اطلاعات تمام لایه‌های دیگر شبکه به منظور پیش‌بینی پیوند در لایه موردنظر استفاده می‌شود. لایه‌ای که قصد داریم در آن لایه یال‌ها را پیش‌بینی کنیم به‌عنوان لایه هدف شناخته می‌شود.

u و v دو گره‌ای هستند که هیچ اتصالی در لایه هدف با هم ندارند. در هر لایه مقدار امتیاز برای پیش‌بینی بین دو گره u و v را $X(u,v)$ نامگذاری می‌کنیم.

در این پژوهش برای پیش‌بینی پیوند در یک شبکه مالتی پلکس در لایه هدف، به این صورت عمل می‌شود که هر دو گره‌هایی که قصد داریم بین آن‌ها پیش‌بینی پیوند انجام دهیم برای آن‌ها امتیازاتی را محاسبه می‌کنیم. پس از محاسبه امتیاز برای آن دو گره اگر امتیاز محاسبه شده از حد آستانه‌ای که توسط کاربر تعریف می‌شود بیشتر باشد، بین آن‌ها با الگوریتم آدامیک آدار پیش‌بینی می‌کنیم. برای اینکه بتوانیم فرایند پیش‌بینی پیوند دقیق و صحیحی داشته باشیم در کار خود از اطلاعات انجمنی لایه هدف و لایه های دیگر استفاده می‌کنیم. این امتیازات شامل موارد زیر است:

- محاسبه امتیاز α براساس اینکه دو گره در لایه هدف، در یک انجمن هستند.
  - در این مرحله برای محاسبه این امتیاز باید در لایه هدف که قصد پیش‌بینی پیوند را داریم، انجمن‌ها را استخراج کنیم. برای استخراج انجمن‌ها از الگوریتم لووین استفاده کرده‌ایم و با این الگوریتم مشخص می‌گردد که هر گره در چه انجمنی عضو است. اگر دو گره در یک انجمن باشند امتیاز بالایی به آن‌ها می‌دهیم. چنانچه دو گره در یک انجمن باشند به احتمال زیاد تمایلات یکسانی دارند، این مساله می‌تواند به دقت پیش‌بینی کمک کند. اگر دو گره در یک انجمن باشند به آن‌ها امتیاز ۱ می‌دهیم در غیر اینصورت مقدار این امتیاز را برابر ۰ قرار می‌دهیم.
- محاسبه امتیاز β براین اساس می‌باشد که در لایه‌های دیگر، این دو گره بینشان پیوندی وجود دارد.
  - در این مرحله برای محاسبه این امتیاز در لایه‌های دیگرباید بررسی کنیم که بین دو گره‌ی که قصد پیش‌بینی پیوند بینشان داریم آیا پیوندی وجود دارد یا خیر. این موضوع تاثیر زیادی می‌تواند در صحت پیش‌بینی پیوند داشته باشد. اگر بینشان یالی وجود دارد امتیاز ۱ و اگر یالی وجود ندارد امتیاز ۰می‌دهیم.
- محاسبه امتیازλ بر این اساس است که دو گره در لایه هدف با بهینه‌سازی در یک انجمن قرار بگیرند.
  - در همان لایه هدف بین دو گره‌ایی که قصد پیش‌بینی پیوند داریم با الگوریتم جستجوی گرانشی فرآیند بهینه‌سازی انجام می‌دهیم. سپس بیشینه امتیاز λ ۰/۷۵ و کمینه را ۰ محاسبه می‌کنیم.
  - در این مرحله برای فرآیند بهینه‌سازی از فرآیند بهینه‌سازی توسط الگوریتم جستجوی گرانشی بهره می‌گیریم. هدف این مرحله کمک به تصمیم‌گیری صحیح‌تر فرآیند پیش‌بینی پیوند است. از الگوریتم پیش‌بینی پیوند آدامیک آدار به دلیل عملکرد بهتر در شرایطی که شبکه ماژولاریتی بالا و همچنین ضریب خوشه‌بندی بالایی دارد، استفاده می‌کنیم. درتوضیح استفاده از این الگوریتم نیاز است که در ابتدا شبکه را به تفکیک نوع یال دسته‌بندی کنیم و زیر شبکه‌های مختلفی را به دست آوریم. در این زیرشبکه‌ها، گره‌ها یکسان، ولی یال‌های متفاوتی داریم. همان‌طور که در شکل (۲) دیده می‌شود در هر زیر شبکه، الگوریتم تشخیص انجمن را اجرا می‌کنیم که باعث می‌شود انجمن‌های هر لایه را استخراج کنیم.



شکل (۲): تشخیص انجمن ها به تفکیک هر لایه.

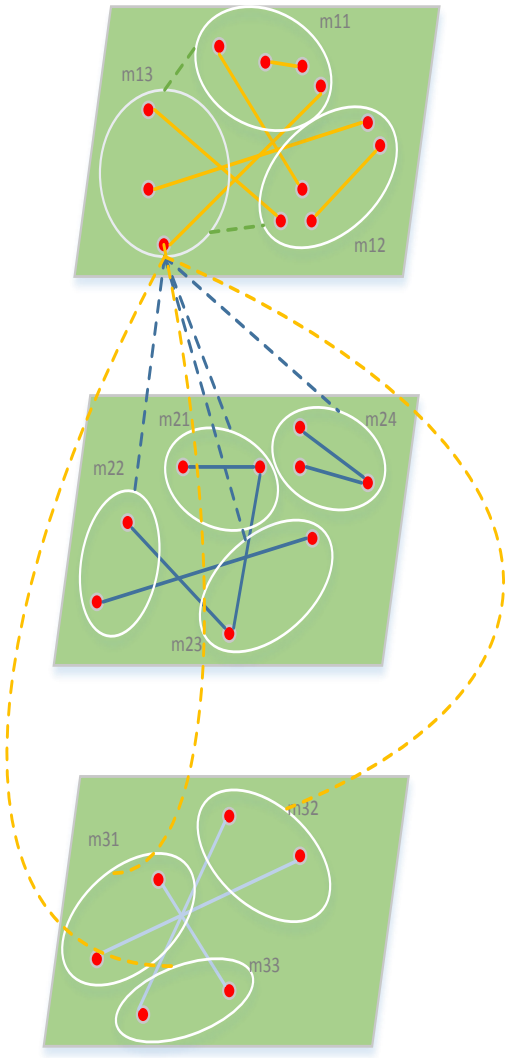
- بر طبق الگوریتم جستجوی گرانشی اولین مرحله مقداردهی اولیه عامل‌ها است. ما در این کار هر انجمن در هرلایه که تشخیص داده شود به‌عنوان یک عامل در نظر میگیریم. در این مرحله مکان اولیه این عامل‌ها را به‌صورت تصادفی بین مقدار بیشترین و کمترین مقدار ACC مقداردهی می‌کنیم. رابطه (۷) این موضوع را نشان می‌دهد.

$$X_i = \text{Init} + (X_{upper} - \text{Init}) * rand(0,1) + (X_{lower} - \text{Init}) rand(0,1) \quad (۷)$$

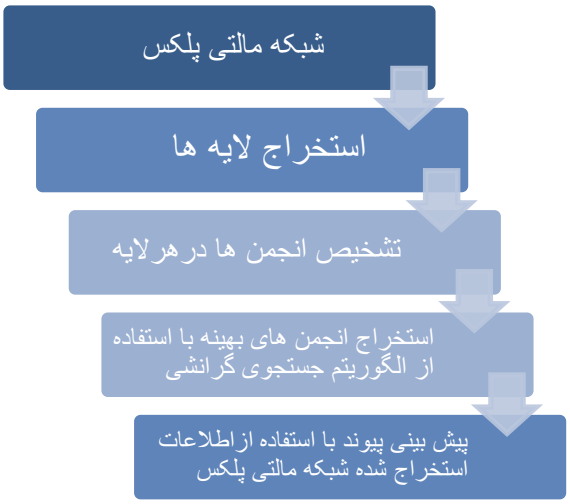
- همان‌طور که در شکل (۳) دیده می‌شود درمرحله بعدی مقدار تابع برازندگی را کنترل می‌کنیم که مقدار درستی داشته باشد. از آنجا که در این مساله ما به دنبال یافتن انجمن‌هایی با بالاترین ضریب همبستگی هستیم، مساله ما یک مساله بیشینه‌سازی است. و باید تابع برازندگی را به نحوی کنترل و مقداردهی کنیم که همواره در جهت بیشینه‌کردن این تابع باشیم و انجمن‌ها را به‌نحوی با هم ترکیب کنیم که این مقادیر بیشینه شود. در ادامه ثابت گرانشی را برابر ۱۰۰ قرار می‌دهیم و همچنین تعداد تکرار حلقه را برابر ۱۰۰ قرار می‌دهیم. در ادامه جرم و نیرو و سرعت را محاسبه می‌کنیم.
- محاسبه امتیاز δ بر اساس اینکه دو گره در لایه‌های دیگر با بهینه‌سازی در یک انجمن قرار می‌گیرند. بیشینه امتیاز برای این امتیاز را ۰/۲۵ و کمینه را ۰ قرار دادیم.
- مثل محاسبه امتیاز λ در این مرحله عمل می‌کنیم با این تفاوت که این عملیات را در لایه‌های دیگر انجام می‌دهیم.
- محاسبه امتیاز η بر اساس اینکه دو گره در لایه‌های دیگر در یک انجمن هستند. بیشینه امتیاز برای این امتیاز را ۰/۵۰ و کمینه را ۰ قرار دادیم.
- در این مرحله در لایه‌های دیگر بررسی می‌کنیم که دو گره مفروض در یک انجمن هستند یا خیر.
- پیش‌بینی پیوند
- در مرحله دوم بعد از محاسبه امتیازها در مرحله قبل، باید در مورد پیش‌بینی پیوند تصمیم‌گیری کنیم. در این مرحله مجموع امتیازات محاسبه شده برای هر جفت گره در لایه هدف که بینشان پیوندی وجود ندارد را نرمالایز می‌کنیم. برای نرمالایز کردن همه امتیازات محاسبه شده را مطابق رابطه (۸) به مقدار متغیر Z تقسیم می‌کنیم. مقدار پارامتر Z مطابق رابطه (۹) محاسبه می‌شود. بعد از محاسبه رابطه (۸) این پارامتر score مقدار می‌گیرد که این امتیاز به‌عنوان یک حد آستانه برای تصمیم‌گیری در مورد پیش‌بینی یال بین گره‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. مقدار این امتیاز عددی بین ۰ و ۱ است. در حالت آیده‌آل این مقدار برابر۱ است. بنابر نتایج تجربی مقدار این پارامتر را برابر ۰,۱۵ قرار داده‌ایم. در رابطه (۸) این موضوع را بیان کرده‌ایم.

$$score = \frac{\alpha + \sum_{i=1}^{m-1} \beta^{[i]} + \lambda + \sum_{i=1}^{m-1} \delta^{[i]} + \sum_{i=1}^{m-1} \eta^{[i]}}{Z} \quad (۸)$$

$$Z = 1 + (m-1) + 0.75 + (m-1)0.5 + (m-1)0.25 = m - 1 + 0.75m - 0.75 + 1.75 = 1.75m$$



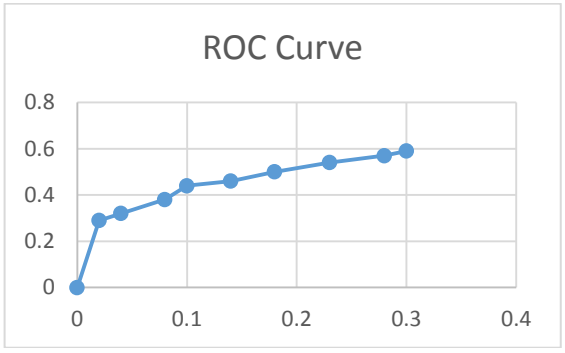
شکل (۳): اجرای روش پیشنهادی پیش‌بینی پیوند روی لایه‌ها.



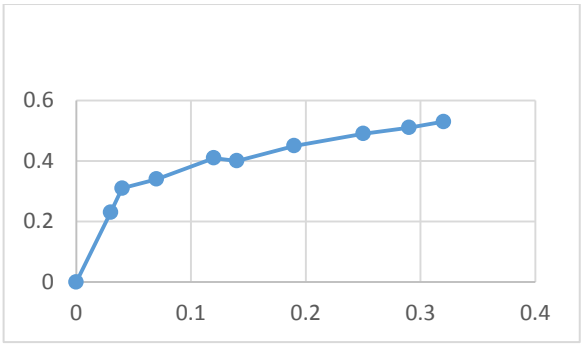
شکل (۴): بلوک دیاگرام سامانه پیشنهادی.

۴- تجزیه و تحلیل داده‌ها

باتوجه به معماری پیشنهادی در شکل (۴) مدل‌سازی این مسئله و الگوریتم جستجوی گرانشی مورداستفاده در ابزارگفی که مبتنی بر چارچوب NetBeans است با زبان Java پیاده‌سازی کرده‌ایم. نتیجه روش پیشنهادی به‌وسیله مجموعه‌های داده‌ای مختلف از جمله travian مورد ارزیابی قرار داده‌ایم. سیستم مورد آزمایش یک ماشین core i7، ۲/۷۹ GHz است. این مجموعه داده یک بازی راهبرد مبتنی بر مرورگر است که در آن بازیکنان با هم بر سر ایجاد تمدن رقابت می‌کنند. آن‌ها در ایجاد شگفتی در جهان رقابت می‌کنند. آزمایش‌های ما در این پژوهش در یک مجموعه داده‌ای ۳۰ روزه انجام شد. یعنی ۳۰ تصویر لحظه‌ای متفاوت از شبکه در دسترس است. در این بازی بازیکنان می‌توانند متفاوت باشند. در این بازی، بازیکنان می‌توانند اقدامات مختلفی را انجام دهند. اقدامات مختلف این بازی از جمله: ارسال پیام، منابع تجاری، پیوستن به اتحادیه‌ها، و حمله به روستاهای دشمن است. ما در این پژوهش هر اقدام بازیکنان را به‌عنوان یک لایه در نظر گرفتیم. در این پژوهش تمرکز خود را روی دو لایه messages و trades گذاشتیم. همان‌طور که در شکل‌های (۶ و ۵) دیده می‌شود در این پژوهش کار خود را با نمودار ROC مورد ارزیابی قرار می‌دهیم. منحنی ROC یک نمودار است که نرخ واقعی مثبت (tpr) در برابر نرخ مثبت کاذب (fpr) را می‌سنجد و یک تعادل بین این دو پارامتر برقرار می‌کند همان‌طور که درجدول(۱) دیده می‌شود، AUC نشان دهنده سطح زیر نمودار ROC می‌باشد که هر چه مقدار این عدد مربوط به یک دسته بند بزرگتر باشد کارایی نهایی دسته بند مطلوب‌تر ارزیابی می‌شود. نمودار ROC روشی برای بررسی کارایی دسته‌بندها می‌باشد. در واقع منحنی‌های ROC منحنی‌های دو بعدی هستند که در آن‌ها DRیا همان نرخ تشخیص صحیح دسته مثبت (TPR) روی محور Y و به‌طور مشابه FAR یا همان نرخ تشخیص غلط دسته منفی (FPR) روی محور X رسم می‌شوند. به بیان دیگر یک منحنی ROC مصالحه نسبی میان سودها و هزینه‌ها را نشان می‌دهد.



شکل (۵): نمودار **ROC** برای مجموعه داده **trades**.



شکل (۶): نمودار **ROC** برای مجموعه داده **message**.

جدول (۱): مقایسه AUC روش پیشنهادی با روش‌های دیگر.

الگوریتم/مجموعه داده	*Trade*	*Message*
Common Neighbors	۰/۶۵۶	۰/۶۶۷
Jaccard Coefficient	۰/۸۲۸	۰/۶۸۰
Preferential Attachment	۰/۷۰۹	۰/۶۳۷
Adamic/Adar	۰/۶۳۵	۰/۷۰۰
Resource Allocation	۰/۶۲۵	۰/۶۹۰
Page Rank	۰/۵۹۵	۰/۶۸۷
Inverse Path Distance	۰/۵۷۲	۰/۶۵۰
Clustering Coefficient	۰/۵۸۰	۰/۶۶۳
Average Aggregation	۰/۷۴۴	۰/۷۵۲
Entropy Aggregation	۰/۷۳۱	۰/۷۶۳
Multiplex CN	۰/۷۳	۰/۶۴۳
Multiplex JC	۰/۶۶۶	۰/۶۱۹
Multiplex PA	۰/۷۲۲	۰/۶۴۶
Multiplex AA	۰/۶۷۱	۰/۶۹۰
Proposed method	**۰/۷۲۳۷**	**۰/۷۱۷۵**

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله روش جدید پیش‌بینی پیوند در شبکه‌های مالتی پلکس مبتنی بر الگوریتم‌های مبتنی بر ساختار گراف و بدون ناظر ارائه دادیم که اصول آن بر الگوریتم جستجوی گرانشی قرار دارد. مسئله استفاده از لایه‌های مختلف در شبکه مالتی پلکس جهت افزایش دقت و صحت و عملکرد الگوریتم پیش بینی پیوند می‌تواند موثر باشد. در این پژوهش با انتخاب موثر معیارهایی درون لایه‌ای و بین لایه‌ای مثل امتیاز انجمن‌ها و انتساب عامل‌ها به آن‌ها از محورهای معماری پیشنهادی روش ارائه‌شده است که بر کارآیی و سرعت پاسخ موردنیاز اثر دارد. ضمناً روش مدل‌سازی چندعاملی ارائه‌شده فراهم‌کننده کارایی و برهم‌کنش عامل‌ها مخصوصاً در انتخاب انجمن‌ها از جمعیت مورد مطالعه و مشاوره در حل هم‌زمان پیش‌بینی پیوندها در هر انجمن و ادغام انجمن‌ها است. این ساختار فراهم‌آورنده قدرت پردازش موازی هم‌زمان، مشاوره در ادغام انجمن‌های مجزا برای ایجاد جامعه یا انجمن جدید و قدرت پیش‌بینی درونی و بیرونی پیوندها است که به‌دقت و صحت پیش‌بینی افزوده و در کاهش زمان آن کمک بسیار می‌کند. این کار در آینده با مشکلاتی روبه‌رو است که می‌تواند چالش برانگیز باشد. از جمله این مشکلات می‌توان به موضوع پردازش سنگین در شبکه‌های مالتی پلکس عنوان کرد و در آینده می‌توان روی بحث‌های پردازش موازی و شکستن محاسبات کار کرد تا سرعت پردازش پایین‌تر بیاید.

۶- مراجع

[1] Kong, Xiangnan, Jiawei Zhang, and Philip S. Yu, “Inferring anchor links across multiple heterogeneous social networks,” Proceedings of the 22nd ACM international conference on Information & Knowledge Management, ACM, 2013.

[2] Wang, Dashun, et al., “Human mobility, social ties, and link prediction,” Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, Acm, 2011.

[3] Bastami, Esmaeil, Aminollah Mahabadi, and Elias Taghizadeh, “A gravitation-based link prediction approach in social networks,” Swarm and evolutionary computation, vol. 44 pp. 176-186. 2019.

[4] Wang, Huan, et al., “Nodes' evolution diversity and link prediction in social networks,” IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering 3.10, pp. 2263-2274, 2017.

[5 Konstas, Ioannis, Vassilios Stathopoulos, and Joemon M. Jose, “On social networks and collaborative recommendation,” Proceedings of the 32nd international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval. ACM, 2009.

[6] Tong, Hanghang, Christos Faloutsos, and Jia-Yu Pan, “Fast random walk with restart and its applications,” Sixth International Conference on Data Mining (ICDM'06), IEEE, 2006.

[7] Menon, Aditya Krishna, and Charles Elkan, “Link prediction via matrix factorization,” Joint european conference on machine learning and knowledge discovery in databases, Springer, Berlin, Heidelberg, 2011.

[8] Tang, Jiliang, et al., “Exploiting homophily effect for trust prediction,” Proceedings of the sixth ACM international conference on Web search and data mining, ACM, 2013.

[9] Dunlavy, Daniel M., Tamara G. Kolda, and Evrim Acar, “Temporal link prediction using matrix and tensor factorizations,” ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data (TKDD) 5.2, vol. 10, 2011.

[10] Sun, Yizhou, et al., “When will it happen?: relationship prediction in heterogeneous information networks,” Proceedings of the fifth ACM international conference on Web search and data mining, ACM, 2012.

[11] Yu, Xiao, et al., “Citation prediction in heterogeneous bibliographic networks,” Proceedings of the 2012 SIAM International Conference on Data Mining, Society for Industrial and Applied Mathematics, 2012.

[12] Domingos, Pedro, and Matthew Richardson, “1 markov logic: A unifying framework for statistical relational learning,” Statistical Relational Learning, vol. 339, 2007.

[13] Newman, Mark E. J., “Clustering and preferential attachment in growing networks,” Physical review E 64.2, 025102, 2001.

[14] Lü, Linyuan, and Tao Zhou, “Link prediction in complex networks: A survey,” Physica A: statistical mechanics and its applications 390.6, pp. 1150-1170, 2011.

[15] Zhou, Tao, Linyuan Lü, and Yi-Cheng Zhang, “Predicting missing links via local information,” The European Physical Journal B71.4, pp. 623-630. 2009.

[16] Bliss, Catherine A., et al., “An evolutionary algorithm approach to link prediction in dynamic social networks,” Journal of Computational Science 5.5, pp. 750-764. 2014.

[17] Zhang, Jiawei, Xiangnan Kong, and S. Yu Philip,” Predicting social links for new users across aligned heterogeneous social networks,” 2013 IEEE 13th International Conference on Data Mining, IEEE, 2013.

[18] Leskovec, Jure, Daniel Huttenlocher, and Jon Kleinberg, “Predicting positive and negative links in online social networks,” Proceedings of the 19th international conference on World wide web, ACM, 2010.

[19] Lü, Linyuan and Tao Zhou, “Link prediction in complex networks: A survey,” Physica A: statistical mechanics and its applications 390.6, pp. 1150-1170, 2011.

[20]Zhang, Jiawei, Xiangnan Kong, and Philip S. Yu, "Transferring heterogeneous links across location-based social networks," Proceedings of the 7th ACM international conference on Web search and data mining, ACM, 2014.

[21]Backstrom, Lars, Cynthia Dwork, and Jon Kleinberg, "Wherefore art thou r3579x?: anonymized social networks, hidden patterns, and structural steganography," Proceedings of the 16th international conference on World Wide Web. ACM, 2007.

[22]Wang, Dashun, et al., "Human mobility, social ties, and link prediction," Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, Acm, 2011.

[23]Clauset, Aaron, Cristopher Moore, and Mark E. J. Newman, "Hierarchical structure and the prediction of missing links in networks," Nature 453.7191, vol. 98, 2008.

[24]Liben‐Nowell, David, and Jon Kleinberg, "The link‐prediction problem for social networks," Journal of the American society for information science and technology 58.7, pp. 1019-1031, 2007.

[25]Wang, Huan, et al., "Nodes' evolution diversity and link prediction in social networks," IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering 29.10, pp. 2263-2274, 2017.

[26]Pirotte, Alain, Jean-Michel Renders, and Marco Saerens, "Random-walk computation of similarities between nodes of a graph with application to collaborative recommendation," IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering 3 pp. 355-369, 2007.

[27]Konstas, Ioannis, Vassilios Stathopoulos, and Joemon M. Jose, "On social networks and collaborative recommendation," Proceedings of the 32nd international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval. ACM, 2009.

[28]Tong, Hanghang, Christos Faloutsos, and Jia-Yu Pan, "Fast random walk with restart and its applications," Sixth International Conference on Data Mining (ICDM'06), IEEE, 2006.

[29] Menon, Aditya Krishna, and Charles Elkan, "Link prediction via matrix factorization," Joint european conference on machine learning and knowledge discovery in databases, Springer, Berlin, Heidelberg, 2011.

Journal of Electronical & Cyber Defence
Vol. 8, No. 2, 2020, Serial No. 30

An Improved New Link Prediction Method in Social Multilplex Networks Based on the Gravitational Search Algorithm

F. Golshahi, A. Torghi Haghighat*

*Qazvin Islamic Azad University

(Received: 13/05/2019, Accepted: 02/10/2019)

ABSTRACT

The analysis of large scale dynamic networks provides useful information for the network administrator. This plays an important role in modern societies. The prediction of missing links or possible links in the future is an important and interesting issue on social networks that can support important applications with features such as new recommendations for users, friendship suggestions, and discovery of forged connections. Many real-world social networks display communications in multi-layers (for example, several social networking platforms). In this research, the problem of link prediction in multiple networks has been studied and a new link prediction method in multiplex networks, based on unsupervized graph structure and the gravitational search algorithms is presented. Different layers of the multiplex network have been used to increase the accuracy of the proposed method and we have presented a methodology that uses information from other layers and community information where people are associated. We have provided this information in the form of a rating. These privileges, in a way, determine the prediction of the edges between individuals in these types of networks. One of the criteria for comparing predictive algorithms is to calculate the AUC for these algorithms and using this criterion for comparison accompanied by a travian data set used as a benchmark, it is seen that the AUC of our method has improved 7% compared to Adamic which is a similar method. The results demonstrate that using community information and the gravitational algorithm in layered networks improves link prediction.

Keywords: Link Prediction, Multiplex Networks, Social Network Analysis, Static Analysis

* Corresponding Author Email: at_Haghighat@yahoo.com