DOR: https://csj.isi.org.ir/article_256407.html

DOI: https://doi.org/10.22034/csj.2026.542664.1118

پاییز ۱۴۰۵، دوره ۱۱، شماره ۳، پیاپی ۴۲

دریافت مقاله: ۱۴۰۴/۰۵/۳۱

پذیرش مقاله: ۱۴۰۴/۰۸/۱۷

نوع مقاله: پژوهشی

یک چارچوب خودنظارتی برای تشخیص ناهنجاری‌های اجتماعی در شبکه‌های اجتماعی با استفاده از خودرمزگذار و سازوکار توجه گراف

صفورا اخلاقی*

دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین، قزوین، ایران

پست الکترونیکی: Safoura.Akhlaghi@gmail.com

چکیده

شبکه‌های اجتماعی به بخش جدایی‌ناپذیری از بُن‌سازه‌های ارتباطی، انتشار اطلاعات و تعاملات اجتماعی تبدیل شده‌اند. با این حال، استفاده گسترده از این شبکه‌ها چالش‌های متعددی را به همراه داشته است که یکی از آنها شناسایی جوامع غیرعادی است. در این مقاله، یک روش چهار مرحله‌ای نوین برای شناسایی مؤثر جوامع غیرعادی در شبکه‌های اجتماعی پیشنهاد شده است. در مرحله اول، از یک خودرمزگذار برای استخراج ویژگی‌های معنادار و کم‌بُعد از داده‌های ورودی استفاده می‌شود. مرحله دوم شامل به‌کارگیری شبکه توجه گراف برای یادگیری روابط ساختاری بین گره‌ها است که با توجه به میزان ارتباط ویژگی‌ها، وزن‌های تطبیقی به گره‌های همسایه اختصاص می‌دهد. در مرحله سوم، یک الگوریتم خوشه‌بندی ترکیبی که K-Means و بهینه‌سازی ازدحام ذرات را ترکیب می‌کند، برای تولید برچسب‌های شبه‌واقعی با کیفیت بالا برای داده‌های بدون برچسب به کار گرفته می‌شود. در نهایت، در مرحله چهارم، یک سازوکار برآورد امتیاز ناهنجاری معرفی می‌شود تا درجه غیرعادی بودن هر جامعه شناسایی شده را بر اساس معیارهای سازگاری خوشه و جداسازی همسایگی ارزیابی کند. برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، آزمایش‌های گسترده‌ای بر روی شش مجموعه‌داده معیار انجام شده و نتایج با دو روش پیشرفته DGC و GLADC مقایسه شده است. نتایج آزمایش‌ها نشان می‌دهد که روش پیشنهادی بهبودهایی به ترتیب ۸ درصد، ٦ درصد، ٥ درصد و ۹ درصد در دقت، امتیاز NMI، F1 و ARI نسبت به روش‌های مقایسه‌ای به‌دست آورده است.

کلید واژه‌ها: شبکه‌های اجتماعی، خودرمزگذار، شبکه توجه گراف، یادگیری خودنظارتی، خوشه‌بندی

۱-مقدمه

ظهور و پیشرفت فناوری تلفن همراه و اینترنت منجر به گسترش جوامع مجازی و شبکه‌های اجتماعی در سراسر جهان شده است. بُن‌سازه‌هایی همچون توئیتر، فیسبوک و اینستاگرام به بخش جدایی‌ناپذیر زندگی روزمره مردم در همه‌جا تبدیل شده‌اند. این بُن‌سازه‌ها با ارائه قابلیت‌هایی همچون ایجاد پروفایل کاربری، پیام‌رسانی، ایجاد گروه و عضویت در گروه‌های مختلف، فرصت‌هایی را برای برقراری ارتباط با دیگران و به اشتراک‌گذاری محتوا در حوزه‌های گوناگون مانند سرگرمی، آموزش و کار فراهم می‌کنند. با استفاده گسترده و همه‌جانبه از شبکه‌های اجتماعی، استخراج و تحلیل داده‌های متنوع از این شبکه‌ها

* نویسندهٔ مسئول

به موضـــوعی مهم در حوزه داده‌کاوی و یادگیری ماشین تبدیل شـــده اســـت [۱-٤]. تحلیل داده‌های به‌دست آمده از شبکه‌های اجتماعی به کاربران و شرکت‌ها کمک می‌کند تا اطلاعات ارزشـــمندی درباره رفتارها، نیازها و چالش‌های کاربران در این شبکه‌ها جمع‌آوری کرده و از این اطلاعات برای بهبود محصولات و خدمات خود بهره ببرند [٤، ٥]. با این حال، افزایش تعداد کاربران در این شبکه‌های اجتماعی و فراوانی داده‌هـــای موجود در آنها، فرصت‌هایی را برای افراد و گروه‌ها ایجاد کرده اســـت تا در فعالیت‌هایی مانند کلاهبرداری، تهدیدات سایبری و سوءاستفاده از اطلاعات شخصی دیگران مشارکت کنند. این مسئله پژوهشگران و متخصصـــان حوزه داده‌کاوی و یادگیری ماشین را بر آن داشـــته تا به دنبال راهکارهایی برای شناسایی و پیش‌بینی رفتارهـــای غیرعـــادی و تهدیـــدات امنیتی در شـــبکه‌های اجتمـــاعی باشـــند. در این حـــوزه، چالش‌هـــای گوناگونی مطرح است که شامل شناسایی الگوهای رفتاری غیرعادی کاربران، شناسایی جوامع غیرعادی در شبکه‌های اجتماعی، شناســـایی رفتارهای غیرعادی فردی و گروهی، و کشف تغییرات ناگهانی در الگوهای رفتاری کاربران می‌شود [٥، ٦]. یکی از مسائل مهم در تحلیل ناهنجاری‌ها در شبکه‌های اجتماعی، شناســـایی جوامع غیرعادی اســـت. به‌طورکلی، شناسایی جوامع در شـــبکه‌های اجتماعی به معنای یافتن ارتباطات میان افراد و شناســـایی گروهی از کاربران است که معمولاً رفتارهای غیرمعمولی نســـبت به سایر کاربران دارند [۷]. وجود چنین جوامعی می‌تواند پیامدهای خطرناکی برای کاربران و ســـودبران مختلف داشته باشد. به‌عنوان مثال، یک جامعه غیرعادی ممکن اســـت از افرادی تشکیل شـــده باشـــد که قصد سوءاســـتفاده از اطلاعات شخصی دیگـــران را دارند، اطلاعات گمراه‌کننده منتشـــر می‌کنند یا گروه‌هایی را بـــرای فعالیت‌های غیرقانونی ســـازماندهی می‌کننـــد. کشـــف فعالیت‌هـــای غیرعادی در ســـریع‌ترین زمـــان ممکن برای جلوگیـــری از آسیب‌های جدی به افراد و کســـب‌وکارها ضروری اســـت. در پژوهش‌های گذشته، رویکردهای مختلفی شامل روش‌های نظارتی، نیمه‌نظارتی و بـــدون نظارت برای شناســـایی ناهنجاری‌ها بر اســـاس تحلیل داده‌های شبکه‌های اجتماعی به کار گرفته شده است. الگوریتم‌هـــای موجود اغلب بر شناســـایی ناهنجاری‌های فردی تمرکـــز دارند، در حالی کـــه ناهنجاری‌های گروهی می‌توانند پیامدهای به‌مراتب جدی‌تری داشـــته باشـــند [۹، ۱۰].

شناســـایی جوامع غیرعادی در شـــبکه‌های اجتماعی نیازمند اســـتفاده از روش‌های نوآورانه و پیشرفته است. با توجه به پیشرفت فناوری و به‌کارگیری روش‌های نوین در این حوزه، امید می‌رود که دقت در شناسایی این جوامع افزایـــش یافته و به این ترتیب امنیت تقویت شـــده و حریم خصوصی کاربران حفظ شود. تحلیل شبکه‌های اجتماعی و شناســـایی و تجزیه جوامع غیرعـــادی، حوزه‌ای مهم در تحقیقـــات علوم اجتمـــاعی و مهندسی کامپیوتر اســـت که با چالش‌های جدی مواجه اســـت. بـــرخی از این چالش‌ها عبارتند از:

- حفـــظ حریم خصوصی کاربران: در تحلیل شـــبکه‌های اجتماعی، اطلاعات شـــخصی کاربران باید حفاظت شده و داده‌ها به صورت ناشناس پردازش شوند [۱۳، ۱۵].
- ماهیت پویا و متغیر شـــبکه‌های اجتماعی: این شـــبکه‌ها دائماً در حال تغییر هســـتند. بنابراین، روش‌های شناسایی جوامع غیرعادی باید با تغییرات جدید سازگار شوند [۱۷-۱۹].
- نامتـــوازن بـــودن داده‌هـــا: یکی از چالش‌هـــای مهم در تشـــخیص ناهنجاری‌ها، عدم توازن داده‌هاست. در چنین شـــرایطی حجم زیـــادی داده عادی و تعـــداد اندکی نمونه غیرعـــادی وجـــود دارد کـــه جمـــع‌آوری داده کافی برای آموزش الگوریتم را دشوار می‌سازد [۲۱-۲۳].
- ماهیت ناهنجاری‌ها: نمی‌توان همه ناهنجاری‌ها را یکسان در نظر گرفت و یک سیســـتم تشخیص ممکن است نتواند همه انواع احتمالی ناهنجاری‌ها را پوشش دهد، که این امر موجب مواجهه با اشـــکال جدیدی از ناهنجاری‌ها در طول فرایند یادگیری می‌شود [۲۲-۲٤].

● چالش‌های تحقیقات موجود به شرح زیر است:

● گراف‌های ناهمسان و نیاز به ادغام ساختار و صفات: بسیاری از GNNهای کلاسیک زیر ناهمسانی افت می‌کنند و مدل‌هایی که فقط از صفات استفاده می‌کنند گاهی بهتر عمل می‌کنند؛ مرورهای جدید نیز بر طراحی‌های سازگار با ناهمسانی تأکید دارند. راهکارِ این مقاله، ادغام صریح اطلاعات ساختاری و صفاتی با یک وزن قابل آموزش است تا از هر دو نما سود ببریم و وابستگی به فرض همسانی کاهش یابد [۲۵–۲۶].

● ناپایداری خوشه‌بندی K-Means: K-Means به مراکز اولیه و K حساس است و می‌تواند در بهینه محلی گیر کند. ادبیات به‌روز بر بهبود مقداردهی یا جایگزینی با فراابتکاری‌ها تأکید دارد. راهکارِ این مقاله، پایدارسازی برچسب‌های شبه‌نظارتی با PSO+K-Means برای بهبود همگرایی و کاهش نوسان نتایج است [۲۷].

● امتیاز ناهنجاری تک‌نما و کم‌تفسیر (بی‌اعتنایی به سازگاری محلی): در GAD بسیاری از روش‌ها فقط یک نما (ساختار یا صفات) را امتیازدهی می‌کنند. کارهای جدید نشان می‌دهند بازسازی مشترک ساختار و صفات و نیز توجه به الگوهای مرتبه‌بالا به بهبود دقت و تفسیرپذیری می‌انجامد [۲۸].

● مشارکت‌های اصلی این پژوهش به شرح زیر است:

● چارچوب یکپارچه یادگیری خودنظارتی: ما یک زنجیره نوآورانه طراحی کرده‌ایم که به‌صورت هم‌افزا (۱) یک خودرمزگذار چندلایه برای یادگیری ویژگی‌های مقاوم و بدون نوفه، (۲) یک شبکه توجه گراف برای وزن‌دهی تطبیقی به اطلاعات ساختاری و ویژگی‌ها، (۳) یک سازوکار خوشه‌بندی ترکیبی (K-Means به همراه بهینه‌سازی ازدحام ذرات) برای تولید برچسب‌های شبه‌واقعی با کیفیت بالا و (٤) یک ماژول برآورد امتیاز ناهنجاری برای اختصاص امتیاز غیرعادی بودن به هر گره را ترکیب می‌کند. این ادغام امکان آموزش انتها به انتها را بدون نیاز به برچسب‌های واقعی فراهم می‌سازد.

● تحلیل جامع حساسیت: ما به‌طور سیستماتیک تأثیر بُعد جاسازی و نسبت ترکیب ساختار– ویژگی را در شش مجموعه‌داده ناهمگون بررسی کرده‌ایم. این تحلیل نشان‌دهنده محدوده بهینه پارامترها برای تعادل میان قدرت بازنمایی و جلوگیری از بیش‌برازش و نوفه است.

● کارایی تجربی برتر: از طریق مقایسه دقیق با روش‌های پیشرفته مانند DGC و GLADC، تا ۸ درصد بهبود در دقت، ۹ درصد در ARI، ٦ درصد در F1-score و ٥ درصد در NMI در هر دو داده گرافی و غیرگرافی نشان داده شده است. این نتایج پایداری و عمومیت روش ما را در حوزه‌های متنوع تأیید می‌کند.

۲–کارهای پیشین

در این بخش، پژوهش‌های پیشرفته مرتبط با شناسایی ناهنجاری‌های گروهی مرور می‌شود. در شبکه‌های اجتماعی، دو نوع داده وجود دارد: نخست، داده‌های ویژگی که خصوصیات یک فرد را توصیف می‌کند و دوم، داده‌های ارتباطی که ویژگی‌های روابط اجتماعی را توضیح می‌دهد. بیشتر مطالعات انجام شده در این حوزه عمدتاً بر شناسایی گره‌های غیرعادی تمرکز داشته‌اند و تنها تعداد کمی از آن‌ها به شناسایی جوامع غیرعادی پرداخته‌اند. در [۸]، روشی جدید با عنوان شناسایی ناهنجاری نهفته گروهی (GLAD) برای تشخیص ناهنجاری‌های گروهی در تحلیل رسانه‌های اجتماعی معرفی شد. این روش با استفاده از ساختار شبکه‌های اجتماعی و مدل‌های یادگیری ماشین قادر به شناسایی ناهنجاری‌های گروهی در شبکه‌های اجتماعی است. پژوهشگران این مطالعه یک مدل سلسله‌مراتبی با نام GLAD پیشنهاد کردند که رویکردهای جفتی و مبتنی بر ویژگی را ترکیب کرده و تعاملات درون‌گروهی و بین‌گروهی را در نظر می‌گیرد. به‌کارگیری مدل GLAD باعث شد پژوهشگران بتوانند با دقت بیشتری ناهنجاری‌های گروهی را شناسایی کنند، زیرا در این مدل

هـــم تعاملات درون گروه و هم تعاملات بین گروه‌ها لحاظ می‌شـــود. روشی به نام ترکیـــب مدل‌های مخلوط گاوسی (MGMM) برای شناسایی ناهنجاری‌های گروهی با استفاده از مدل‌های احتمالی سلســـله‌مراتبی در [۹] ارائه شـــد. در ایـــن روش، داده‌ها در مجموعه‌ای از گروه‌ها دســـته‌بندی می‌شـــوند و هر گروه با ویژگی‌هـــای متفاوتی که به اعضا و فعالیت‌های آن گروه مربوط است توصیف می‌شود. این مدل از الگوی موضوع نهفته در Latent Dirichlet Allocation (LDA) پیـــروی می‌کند که یک رویکـــرد پردازش متن برای شناسایی ناهنجاری‌های گروهی در داده‌های ساختاریافته است. در این روش، هر گروه به عنوان یک متغیر تصادفی در نظر گرفته می‌شـــود و یک توزیع احتمالی مشخص به آن اختصاص داده می‌شـــود که این امر امکان شناســـایی مؤثر ناهنجاری‌های گروهی را فراهم می‌کند. نکته مهم این است که این مدل‌ها بر مجموعه‌ای از فرضیات برای تعریف توزیع احتمـــالی داده‌ها تکیه دارند، مانند فرض اســـتقلال ویژگی‌ها. بنابراین، اگر ویژگی‌های داده‌ها وابستگی داشته باشند، عملکرد این مدل‌ها کاهش خواهد یافت.

در [۱۰]، نویســـندگان با ادامه تحقیقـــات پیشین خود، رویکرد مدل‌های ژانر انعطاف‌پذیر (FGM) را برای شناسایی ناهنجاری‌های گروهی با استفاده از مدل سلسله‌مراتبی ژانر MGM ارائه کردند. این رویکرد نسبت به MGM انعطاف‌پذیری بیشتری در ایجاد مدل‌ها فراهم می‌کند. در روش FGM، به جای اســـتفاده از ابرپارامترهای ثابت مدل، مجموعه‌ای از نرخ‌های ترکیـــب موضوعات به عنوان متغیرهای تصادفی در نظر گرفته می‌شـــود. این ویژگی به FGM امکان می‌دهد تا خود را با «ژانرهای» متنی موجود در گروه‌ها ســـازگار کند، جایی که هر ژانر دارای توزیع نرخ ترکیب موضوعات خاص خود است. مفهوم ژانرها در FGM الگوهای گوناگون ترکیب موضوعات را که ممکن است در گروه‌های مختلف وجود داشته باشد، پوشش می‌دهد. به‌طورکلی، FGM نسبت به MGM پیشرفت بیشتری ارائه می‌دهد زیرا انعطاف‌پذیری و سازگاری بالاتری با الگوهای ژانری متن دارد که ممکن است بین گروه‌های مختلف متفاوت باشد. در [۱۱]، روشی جدید برای شناســـایی ناهنجاری در گروه‌ها با استفاده از طبقه‌بندهای یادگیری ماشین احتمالی معرفی شد. این روش اطلاعات درون یک گروه را برای شناسایی ناهنجاری‌های همان گروه تحلیل می‌کند. برای دســـتیابی به این هدف، از یک مـــدل یادگیری ماشین تک‌کلاســـه به‌عنوان چارچوبی کارآمد برای شناســـایی ناهنجاری‌ها در داده‌های گروهی استفاده می‌شود. این روش با بهره‌گیری از معیار پشتیبانی در تشخیص ناهنجاری، قادر به شناسایی طیف گسترده‌ای از ناهنجاری‌هـــا در یک گروه اســـت. همچنیـــن برای حل مشکل نیاز به داشتن اطلاعات اولیه درباره گروه‌ها پیش از اجرای الگوریتم، این روش از یک الگوریتم تشخیص گروه خودکار اســـتفاده می‌کند. به این ترتیـــب، این روش بدون نیاز به اطلاعات قبلی، بـــه صورت خودکار ناهنجاری‌های گروهی را شناســـایی کرده و فرایند تشـــخیص را روان و کارآمد انجام می‌دهد.

نویســـندگان [۱۲] رویکـــرد پـــردازش طیـــفی را برای شناسایی ناهنجاری‌های زیرگراف در یک شبکه پس‌زمینه به کار گرفتند. روش‌های پیشین عمدتاً بر شناسایی الگوهای غیرمعمول تمرکز داشـــتند و توجه کمتری به زیرگراف‌ها شده بود. در این روش، آنها تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) را روی ماتریس ماژولاریتی شبکه‌ها اعمال کردند. ماتریس ماژولاریـــتی، قدرت ارتبـــاط بین گره‌ها در یک شـــبکه را توصیف می‌کند. در این مطالعه از تکنیکی به نام SparseP-CA اســـتفاده شد که نسخه‌ای اصلاح‌شـــده از PCA سنتی اســـت و تنها ویژگی‌های مهم و نماینده را به‌عنوان ورودی در نظـــر می‌گیرد. با کاهش ابعـــاد و تمرکز بر ویژگی‌های مهم، این تکنیک برای شناســـایی زیرگراف‌های غیرمعمول در یک شـــبکه مناســـب اســـت. علاوه‌بر این، آنها روشی بـــه نام الگوریتم تشـــخیص زیرگراف‌های پـــرت (SODA) [۱۳] را برای شناســـایی زیرگراف‌هـــای غیرعادی در یک شبکه پیشـــنهاد کردند. این روش شـــامل برچسب‌گذاری زیرگراف‌ها به عنوان «عادی» یا «غیرعادی» بوده و از یک

رویکرد برچسب‌گذاری مبتنی بر ویژگی برای شناسایی ناهنجاری استفاده می‌کند. طبقه‌بند این روش با استفاده از روش برنامه‌ریزی خطی SIMPLEX ساخته می‌شود. بر اساس پیش‌بینی وجود یا عدم وجود یال‌ها بین هر جفت گره در یک زیرگراف، این روش یک امتیاز پرت‌بودن به هر زیرگراف اختصاص داده و زیرگراف‌هایی با امتیاز بالاتر از یک آستانه مشخص را به‌عنوان غیرعادی برچسب‌گذاری می‌کند. در یک پژوهش دیگر [۱۴]، برای شناسایی جوامع غیرمعمول در شبکه‌ها از روش‌های پردازش طیفی و ویژگی‌های ساختاری ویژه ماتریس لاپلاسین باقیمانده شبکه‌ها استفاده شد. برای استخراج ماتریس باقیمانده، مدل مورد انتظار یک زیرگراف تصادفی با مدل مشاهده‌شده مقایسه می‌شود و از الگوریتم‌ها برای شناسایی نقاط پرت استفاده می‌گردد. این الگوریتم در حوزه‌های مختلفی همچون تحلیل شبکه‌های اجتماعی و شناسایی تعاملات مشکوک در سامانه‌های امنیتی کاربرد دارد. نقاط پرت در شبکه‌های واقعی اغلب به صورت زیرگراف‌های کوچک و بسیار غیرمعمول ظاهر می‌شوند. برای شناسایی این نقاط پرت، از ویژگی‌های ساختاری خاص ماتریس لاپلاسین باقیمانده استفاده می‌شود. ویژگی‌های ویژه لاپلاسین، یک زیرفضا از ماتریس باقیمانده را نشان می‌دهد که شامل بزرگترین مقادیر ویژه و بردارهای ویژه است. با تحلیل این ویژگی‌ها، الگوریتم‌ها می‌توانند زیرگراف‌های کوچکی که به‌طور قابل‌توجهی از مدل مورد انتظار انحراف دارند را شناسایی کنند. در [۱۵]، روشی جدید برای شناسایی ناهنجاری‌ها و نوآوری‌ها در شبکه‌های پویا ارائه شد. این رویکرد شامل چندین گام با معیارهای خاص برای تشخیص ناهنجاری است. در ابتدا، ناهنجاری‌های محلی با استفاده از تکنیک‌هایی مانند فیلتر کالمن و تصحیح داده‌های پراکنده شناسایی می‌شوند. گام دوم، تحلیل روند زمانی را برای کشف ناهنجاری‌های مبتنی بر روند انجام می‌دهد و در نهایت، یک روش مبتنی بر گراف برای شناسایی ناهنجاری‌های سطح بالاتر به کار می‌رود. این راهبرد چندمرحله‌ای کارایی تشخیص را افزایش می‌دهد. همچنین، مدل GBTER به‌عنوان نسخه توسعه‌یافته مدل Block Two-Level Erdos–Renyi معرفی شد تا شبکه‌های اجتماعی ساختاریافته واقعی را شبیه‌سازی کرده و توزیع زیرگراف‌ها را تعیین کند.

در پژوهشی دیگر [۱۶]، روشی برای شناسایی زیرگراف‌های غیرمعمول در شبکه‌های اجتماعی با فرموله کردن تشخیص ناهنجاری به‌عنوان یک مسئله بهینه‌سازی ارائه شد. هدف، کشف زیرمجموعه‌ای از گره‌ها با بالاترین امتیاز ناهنجاری است. الگوریتم‌های موازی با بهره‌گیری از پردازش مبتنی بر شبکه، پردازش ابری و تقسیم وظایف توسعه داده شدند تا این مسئله را حل کنند. ارزیابی‌ها بر روی مجموعه‌داده‌های واقعی نشان داد که این روش‌ها از نظر سرعت و دقت، بهتر از الگوریتم‌های ترتیبی عمل می‌کنند.

نویسندگان [۱۷] روشی به نام تشخیص ناهنجاری محله‌های موجودیت در شبکه‌های چندلایه را برای شناسایی نواحی غیرعادی در شبکه‌های چندلایه با ویژگی‌هایی مانند وزن‌ها و برچسب‌ها ارائه کردند. هر لایه متناظر با زیرگراف‌هایی از ویژگی‌های مختلف است. برای جوامع، امتیاز نرمال بودن محاسبه شده و مجموع وزنی این امتیازها، ناهنجاری را در بین لایه‌ها تعیین می‌کند. از تکنیک‌هایی مانند مرکزیّت و اطلاعات متقابل برای رتبه‌بندی و شناسایی نواحی غیرعادی با استفاده از الگوریتم‌های گرافی و تحلیل عاملی بهره گرفته می‌شود.

در [۱۸]، یک چارچوب یادگیری عمیق برای تشخیص ناهنجاری در شبکه‌های سلسله‌مراتبی پیشنهاد شد. الگوریتم شبکه عصبی هم‌آمیختی مبتنی بر ماتریس باقیمانده (RM-CNN) بر روی داده‌های شبکه آموزش دیده و تغییرات ساختاری و ناهنجاری‌ها را شناسایی می‌کند. این الگوریتم، ماتریس مجاورت مورد انتظار یک شبکه تصادفی را فشرده‌سازی کرده و بر اساس پارامترهای استخراج‌شده از داده‌های واقعی، گراف‌های جدید تولید

می‌کند. ارزیابی این روش با مجموعه‌داده‌ای که ناهنجاری‌ها به صورت مصنوعی و بر اساس مدل Erdős–Rényi در آن گنجانده شده‌اند، نشان داد که این روش به AUC بین ۰/۸۰۹ تا ۱ دست یافته است.

در [۱۹]، یک مدل مولد احتمالی بر اساس دانش حوزه، به ویژه رفتار گره‌ها در جوامع، توسعه یافت. ناهنجاری‌ها بر اساس انحراف از این مدل کلی شناسایی می‌شوند. برآوردها و خروجی‌های سطح گره به شناسایی رفتارهای غیرعادی، به‌ویژه در لبه‌های شبکه کمک می‌کند. این مدل با استفاده از نرخ تغییرات و ویژگی‌های سطح گره، رفتار معمول را از ناهنجاری متمایز می‌کند.

الگوریتم تشخیص جوامع غیرعادی عمومی مبتنی بر هم‌عضویتی (CMMAC) که در [۲۰] معرفی شد، با استفاده از اطلاعات جمعی به اشتراک گذاشته شده بین اعضای جامعه، جوامع غیرعادی را شناسایی می‌کند. یک طبقه‌بند احتمال تعلق هر گره به جامعه‌اش را پیش‌بینی می‌کند و جوامعی که کمترین احتمال تجمیعی را دارند به‌عنوان غیرعادی علامت‌گذاری می‌شوند. این روش محدودیتی در اندازه یا تراکم جامعه ندارد و در مجموعه‌داده‌های مصنوعی و واقعی نتایج قوی نشان داده است.

در [۲۱]، یک معیار کیفیت نوآورانه با نام NORMA برای ارزیابی انسجام و نرمال بودن جوامع پیشنهاد شد. این معیار، همراه با الگوریتم AMEN، از تجزیه ماتریس غیرمنفی برای مدل‌سازی گراف و تحلیل تعاملی دیداری برای کاوش جوامع و ناهنجاری‌ها استفاده می‌کند. این رویکرد امکان شناسایی جوامع و ناهنجاری‌ها را در گراف‌های غنی از ویژگی با استفاده از پالایش تکراری و تعامل کاربر فراهم می‌سازد.

در [۲۲]، یک مدل مبتنی بر شبکه عصبی هم‌آمیختی گرافی برای شناسایی رفتار غیرعادی کاربران و گروه‌های مخرب ارائه شد. این مدل هم ویژگی‌های گره و هم وابستگی‌های ساختاری را در نظر می‌گیرد و برای شناسایی تهدیدات بسیار کارآمد است. این مدل بر روی یک مجموعه‌داده واقعی ارزیابی شده و توانسته هم ناهنجاری‌های فردی و هم گروهی را شناسایی کند. در [۲۳]، نویسندگان یک مدل نوین شناسایی جامعه ارائه کردند که یادگیری بازنمایی گراف را با یادگیری خودنظارتی ترکیب می‌کند. روش آن‌ها شامل دو مرحله اصلی است: نخست، تولید تعبیه‌های گره با استفاده از یک تکنیک یادگیری بازنمایی گراف، و دوم، پالایش این تعبیه‌ها از طریق یادگیری خودنظارتی با استفاده از برچسب‌های شبه‌واقعی و سیگنال‌های آموزشی کنتراست که از ساختار گراف استخراج می‌شود. این مدل با هدف کاهش وابستگی به داده‌های برچسب‌خورده، عملکرد شناسایی جامعه را بهبود می‌دهد. نتایج نشان می‌دهد که این مدل در شناسایی ساختارهای معنادار جوامع در چندین مجموعه‌داده معیار، بهتر از روش‌های سنتی عمل می‌کند و پتانسیل بالایی برای شناسایی جوامع در گراف‌های کم‌تراکم یا پر نوفه دارد.

در [۲٤]، یک چارچوب تشخیص ناهنجاری سطح–گراف عمیق مبتنی بر یادگیری کنتراست معرفی شد. این رویکرد بر یادگیری بازنمایی‌های با کیفیت بالای گراف که نسبت به اغتشاشات و نوفه مقاوم هستند تمرکز دارد. نویسندگان یک تابع هزینه کنتراستی پیشنهاد کردند که نمونه‌های مشابه گراف را به هم نزدیک و نمونه‌های نامشابه را از هم دور می‌کند. این تکنیک باعث می‌شود مدل ویژگی‌های متمایزکننده‌ای برای تشخیص ناهنجاری سطح گراف بیاموزد. نتایج آزمایشی آنها بر روی چندین مجموعه‌داده معیار گرافی، بهبود قابل‌توجهی نسبت به روش‌های موجود در تشخیص ناهنجاری گراف نشان داده است، به ویژه در شناسایی بی‌نظمی‌های ظریف و ساختاری در شبکه‌های پیچیده. تحلیل تطبیقی رویکردهای مختلف در جدول ۱ نشان داده شده است. همچنین، جدول ۲ مقایسه‌ای از مزایا و معایب رویکردهای موجود را نشان می‌دهد.

جدول ۱: مقایسهٔ روش‌های مختلف براساس نوع مجموعه‌داده و نحوهٔ آموزش

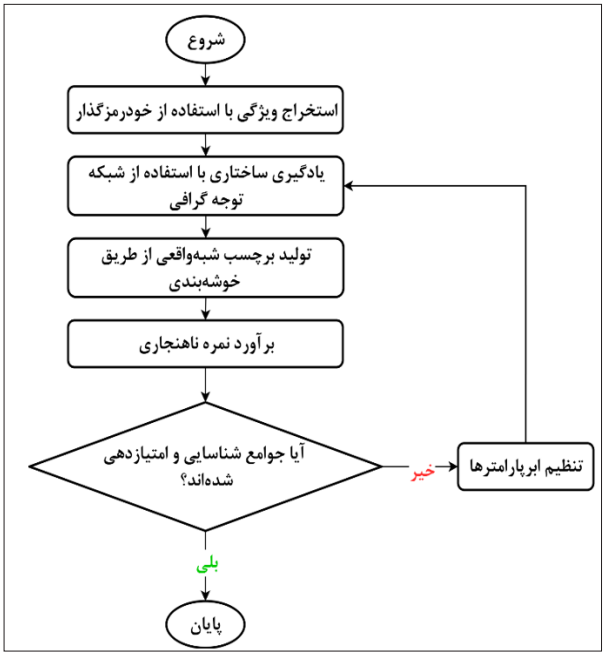
مرجع	سال	مدل	مجموعه‌داده	نحوه‌ی آموزش
[۲۰]	۲۰۲۳	CMMAC	واقعی، مصنوعی	بدون‌نظارت
[۱۹]	۲۰۲۲	ACD	واقعی، مصنوعی	بدون‌نظارت
[۱۸]	۲۰۲۱	RM-CNN	واقعی، مصنوعی	بدون‌نظارت
[۱۷]	۲۰۲۰	ADENMN	واقعی	بدون‌نظارت
[۲۱]	۲۰۱۸	AMEN	واقعی	بدون‌نظارت
[۱۶]	۲۰۱۷	NCASD،UCASD	واقعی	بدون‌نظارت
[۸]	۲۰۱۵	GLAD، d-GLAD	واقعی، مصنوعی	نیمه‌نظارتی
[۱۵]	۲۰۱۵	GBTER	واقعی، مصنوعی	بدون‌نظارت
[۱۳]	۲۰۱۴	SODA	واقعی، مصنوعی	نیمه‌نظارتی

۲- روش پیشنهادی

روش پیشنهادی برای شناسایی جوامع غیرعادی در شبکه‌های اجتماعی شامل چهار مرحلهٔ اصلی است. در مرحلهٔ نخست، از یک خودرمزگذار برای استخراج ویژگی‌های مقاوم و کم‌بعد از داده‌های ورودی استفاده می‌شود تا ضمن کاهش نوفه، نمایش فشرده و معناداری از داده‌ها به‌دست آید. در مرحلهٔ دوم، شبکه توجه گرافی به کار گرفته می‌شود تا با اختصاص وزن‌های توجه متفاوت به همسایه‌ها بر اساس اهمیت آنها و با استفاده از ویژگی‌های حاصل از مرحله اول، روابط میان گره‌ها در گراف را به‌طور دقیق بیاموزد. مرحلهٔ سوم شامل تولید برچسب‌های شبه‌واقعی از طریق خوشه‌بندی است که این امکان را فراهم می‌کند تا مدل بدون نیاز به داده‌های برچسب‌خورده، فرایند آموزش خودنظارتی را ادامه دهد. در نهایت، در مرحلهٔ چهارم، با تحلیل میزان انحراف هر گره از مراکز خوشه‌ها و میزان سازگاری آن با گره‌های همسایه، نمره ناهنجاری محاسبه می‌شود که بر اساس آن، جوامع غیرعادی شناسایی خواهند شد. روندنمای روش پیشنهادی در شکل ۱ نشان داده شده است. ساختار شبکه‌های اجتماعی به صورت گراف می‌باشد که در آن افراد به عنوان گره‌های گراف و ارتباط بین آن‌ها یال‌های گراف را تشکیل می‌دهد. تشخیص جوامع ناهنجار یک مسئله خوشه‌بندی است با این تفاوت که در اینجا ساختار داده‌های ما به صورت گراف است.

جدول ۲: مزایا و معایب روش‌های مختلف

مرجع	مزایا	معایب
[۱۹]	مدل مولد احتمالی مبتنی بر دانش حوزه	پیچیدگی بالا، نیاز به محاسبات سنگین ماتریسی
[۱۷]	شناسایی نواحی غیرعادی در شبکه‌های چندلایه	محاسبه پیچیده، تفسیر دشوار، تعمیم‌پذیری محدود
[۲۲]	استفاده از GCN برای شناسایی مؤثر ناهنجاری	عدم استخراج کامل ویژگی‌های رفتاری کاربران
[۲۱]	معیار جدید برای سنجش انسجام جوامع	بهینه‌سازی پیچیده، تفسیر و تعمیم‌پذیری دشوار
[۱۶]	الگوریتم موازی کارا برای کشف زیرگراف‌های غیرمعمول	پیچیدگی توابع زیرمدولار، چالش در موازی‌سازی
[۱۴]	پردازش طیفی برای شناسایی جوامع غیرمعمول	پیچیدگی کاهش ابعاد، وابستگی به ماتریس ماژولاریتی
[۱۳]	برچسب‌گذاری مبتنی بر ویژگی برای تشخیص زیرگراف غیرعادی	پیچیدگی استنتاج ویژگی، وابستگی به اطلاعات همسایگی محدود
[۱۰]	انعطاف‌پذیری بیشتر نسبت به مدل‌های قبلی	محاسبات سنگین، مقیاس‌پذیری محدود
[۱۲]	تکنیک مناسب برای شناسایی زیرگراف‌های غیرمعمول	مسئله بهینه‌سازی NP-Hard، تفسیر نتایج دشوار
[۲۳]	پایداری بیشتر با تداوم خوشه	سربار حافظه در اپیزودهای تکراری
[۲۴]	کشف ناهنجاری گراف‌سطح (محلی و سراسری)	حساس به ترکیب داده آموزش و تنظیم ابعاد



شکل ۱. روندنمای روش پیشنهادی

در روش پیشنهادی ما ساختار و رفتار ناهنجار گروهی را برای تولید بردارهای نمایش استفاده می‌کنیم. ابتدا با استفاده از خودرمزگذار ویژگی‌ها را استخراج می‌کنیم.

سپس این ویژگی‌ها به همراه ماتریس مجاورت وارد شبکه GNN می‌شوند. مسئله‌ای که وجود دارد نحوه نمایش بردار ویژگی‌ها است که برای نشان دادن مناسب جامعه ضروری است. در ادامه تعریف مسئله به صورت ریاضی بیان شده است. در یادگیری ماشین و تمام شبکه‌های عصبی عمیق موجود که عمل پیش‌بینی را انجام می‌دهند، هدف ما پیدا کردن تابعی به نام F است که با گرفتن مقدار ورودی x، جواب صحیح y را برمی‌گرداند (رابطه ۱) که در شبکه‌های عصبی گراف نیز همین مسئله برقرار است.

$$y = F(x) \qquad (۱)$$

فرض کنید F_θ تابع نگاشتی باشد که GNN براساس آن بردارهای ویژگی را ترکیب می‌کند و θ نشان‌دهندهٔ پارامترهایی است که قابل یادگیری هستند. مجموعه داده ما به صورت گراف یعنی $G=(V,E)$ است که در آن V نشانگر مجموعه گره‌ها و E نشانگر مجموعه یال‌هاست. حال GNN باید مجموعه‌ای از پارامترهای θ^* را پیدا کند که تابع F_θ مجموعه‌های V و E را برای تولید بردارهای ویژگی بهتر ترکیب می‌کند. در یادگیری نظارت شده، گره‌ها به صورت $y_n = \{۰,۱\}^k$ برچسب‌گذاری می‌شوند که k تعداد دسته‌ها است. طبقه‌بندی گراف شامل استفاده از F_θ برای تولید بردارهای ویژگی است که یک طبقه‌بندی‌کننده، جامعه را براساس این بردارهای ویژگی‌ها پیش‌بینی می‌کند (رابطه ۲).

$$\min_{\theta,\lambda} \frac{1}{N}\sum_{N=1}^{n} loss(C_\lambda(F_\theta(V,E)), y_n) \qquad (۲)$$

در رابطه (۲)، C نشانگر طبقه‌بندی کننده و λ پارامتر آن است. در یادگیری خود نظارتی با توجه به عدم وجود برچسب‌ها، رابطه (۲) در یافتن پارامتر بهینه θ کمکی نمی‌کند. علاوه بر آن با توجه به این که داده‌های برچسب‌دار در این زمینه وجود ندارند، در روش پیشنهادی ما با استفاده از یادگیری خود نظارتی و با فرض اینکه θ به صورت مصنوعی به صورت گاوسی توزیع شده است، از GNN استفاده می‌کنیم تا بتواند بردارهای ویژگی مناسبی را برای خوشه بندی ایجاد کند و در نهایت تشخیص جامعه را به درستی انجام دهد.

۲-۱- توجیه نظری روش پیشنهادی

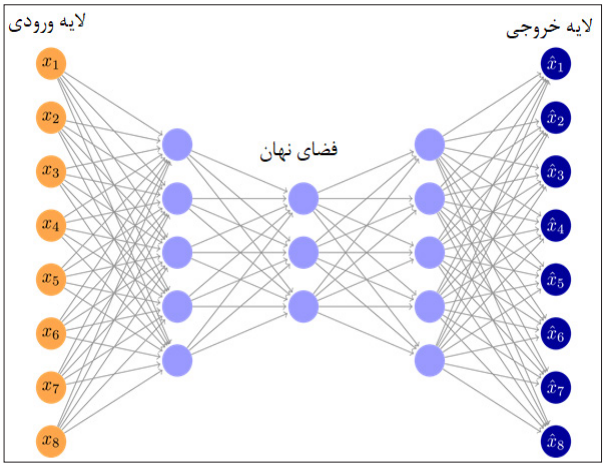
توجیه نظری ترکیب مراحل. داده شبکه‌ای دو نمای مکمل دارد: صفات گره‌ها و ساختار گراف. از دید یادگیری چندنما، استفاده همزمان از این دو نما و مجبورکردن‌شان به هم‌سویی، واریانس نمایش را کم و جدایی بین‌خوشه‌ای را زیاد می‌کند؛ در نتیجه، مرزهای جامعه‌ها واضح‌تر می‌شود. رمزگذار صفات (خودرمزگذار) مینای ویژگی‌ها را مدل می‌کند و شبکه توجه گراف وابستگی‌های ساختاری حتی فراتر از همسایگان درجه یک را جذب می‌کند. وزن‌دهی کنترل‌شده بین این دو، امکان سازگاری با هر دو رژیم همسان‌پسند و ناهمسان‌پسند را می‌دهد: وقتی سیگنال ساختاری قوی است، سهم ساختار بیشتر می‌شود و برعکس؛ بنابراین از بیش‌هموارسازی جلوگیری و تعادل بایاس- واریانس حفظ می‌شود. در گام دوم، خوشه‌بندی نمایش‌های به‌دست‌آمده به‌منزله تحکیم ساختار پنهان عمل می‌کند. از منظر آماری، K-Means تقریب بیشینه‌سازی درست‌نمایی برای مخلوط گاوسی کروی است، اما تابع هدف آن به مقداردهی اولیه حساس است. به‌کارگیری PSO به‌عنوان جست‌وجوی سراسری، مراکز را از بهینه‌های محلی دور می‌کند، پایداری تکرارها را بالا می‌برد و شبه‌برچسب‌های تمیزتری تولید می‌کند. این همان ایده پایداری خوشه‌ها در طول آموزش است که در چارچوب‌های خودنظارتی گراف نیز تأیید شده است. در گام سوم، امتیاز ناهنجاری بر پیوند جهش از مرکز خوشه و ناسازگاری محلی روی گراف استوار است. از دید پردازش سیگنال روی گراف، داده عادی در همسایگی‌ها هموار است. نمونه‌ای که هم از مرکز خوشه

دور باشـــد و هم با همسایگان خود ناهمســـاز، با احتمال بیشتری ناهنجار است. این تعریف، هم از نمای سراسری (نمونه نسبت به جامعه خود کجا قرار دارد) و هم از نمای موضعی (ســـازگاری با همسایگی) بهره می‌گیرد؛ بنابراین هم نرخ هشـــدار کاذب کاهش می‌یابـــد و هم تفسیرپذیری برای تحلیل‌گر انسانی افزایش پیدا می‌کند.

۲-۲- مرحلهٔ اول. استخراج ویژگی با خودرمزگذار

خودرمزگذار یک شـــبکه عصبی مصنوعی اســـت که به‌طورکلی برای کد کردن اطلاعات از آن استفاده می‌شود. معماری یک رمزگذار خودکار در ســـاده‌ترین حالت ۳ لایه دارد: لایه ورودی، لایه خروجی و لایه فضای نهان. این سه لایه دو قسمت اصلی این شبکه‌ها یعنی رمزگذار و رمزگشا را می‌سازند. رمزگذار بخشی از شبکه است که نورون‌های ورودی را به تعداد کمتری از نورون‌ها فشـــرده می‌کند که این تعداد کم نورون‌های خروجی را فضای نهان می‌نامیم. رمزگشـــا بخشی از شبکه اســـت که از روی فضای نهان در خروجی ورودی را از نو می‌ســـازد. پس در ساده‌ترین حالت یک رمزگذار خودکار شامل یک رمزگذار و رمزگشا بـــه همراه تنها یک لایه نهان می‌باشـــد. ورودی به Encod-er داده شـــده و خروجی از Decoder اســـتخراج می‌شود. در این نـــوع شـــبکه در ازای ورودی x، رمزگذار خودکار آموزش می‌بیند که ورودی خود را بازسازی کند، بنابراین بردار خروجی همان ابعاد بردار ورودی x را خواهد داشت و تعـــداد نورون‌های موجود در لایـــه ورودی و خروجی با یکدیگر برابر اســـت. در این شـــبکه خروجی بازسازی ورودی بوده و از الگوریتم پس‌انتشار خطا برای یادگیری استفاده می‌شود. رمزگذار خودکار با حداقل کردن خطای بازسازی شبکه را آموزش می‌دهند. شکل ۲ نمایش بصری رمزگذار خودکار را نشان می‌دهد. در روش پیشنهادی ما از رمزگذار خودکار چند لایه اســـتفاده می‌کنیم. رابطه (۳) نمایش یادگیری این شبکه را نشان می‌دهد.

$$L^l = \alpha(w^l L^{l-1} + b^l) \qquad (۳)$$



شکل ۲. معماری خودرمزگذار

در رابطه (۳)، α نشان‌دهنده تابع فعال‌ساز، w نشان‌دهنده ماتریس وزن، b نشان‌دهنده بایاس و l نشان‌دهنده شماره لایه اســـت. رابطه (٤) تابع هدف رمزگذار خودکار را نشان می‌دهد که تفاوت بین داده‌های اصلی و بازســـازی شده را نشان می‌دهد و هدف ما به حداقل رساندن این مقدار است.

$$\Gamma = \frac{1}{2N} \| X_O - X_R \|^2 \qquad (٤)$$

در رابطـــه (٤)، X_O نشـــان‌دهنده داده اصـــلی، X_R داده بازسازی شده و $\| . \|$ نشانگر نورم Frobenius است.

۲-۳- مرحلهٔ دوم. یادگیری ســـاختاری با شبکه توجه گراف

در مرحلهٔ اول نحوه اســـتخراج ویژگی‌هـــا از داده‌ها با اســـتفاده از رمزگـــذار خودکار توضیح داده شـــد. در این مرحله، این ویژگی‌ها وارد شـــبکه توجه گراف می‌شوند تا این ویژگی‌های ســـاختاری را رمزگذاری کنیم. ویژگی‌های استخراج شـــده در هر لایه رمزگذار خودکار به لایه توجه در شبکه توجه گراف وارد می‌شوند تا شبکه با استفاده از داده‌های ورودی و این اطلاعات، ســـاختار داده‌ها را بهتر بفهمد و در تشخیص جوامع عملکرد بهتری داشته باشد. در شبکه توجه گراف، همسایگی گره‌ها برای محاسبهٔ همبندی گـــراف در نظر گرفته می‌شـــود. علاوه برایـــن، برای اینکه

اهمیت همسایگان مختلف به درستی ارزیابی شود، به هر یک از آن‌ها وزن‌های متفاوتی اختصاص می‌شود. یادگیری در لایه توجه به صورت رابطه (۵) است.

$$O^{(l)} = \alpha(\sum_{k \in N} c_{ik} w^{l-1} O_k^{l-1}) \quad (۵)$$

در رابطه (۵)، c_{ik} نشانگر ضریب توجه گره kام، O^l نشانگر خروجی لایه پنهان l و N نشان‌دهندهٔ مجموعه همسایگان در گره k است. ضریب توجه با استفاده از رابطه (٦) محاسبه می‌شود که در آن β نشانگر بردار وزن است. فواصل همبندی نسبت به همسایگان و مقادیر ویژگی در محاسبه ضریب توجه نقش دارند.

$$c_{ik} = \vec{\beta}.[Wx_i][Wx_k] \quad (٦)$$

در روش پیشنهادی برخلاف شبکه توجه گراف سنتی، ما همسایگی‌های مرتبه بالا گراف را نیز در نظر می‌گیریم. در رابطه (۷) همبستگی همبندی گره k و i تا مرتبه d نشان داده شده است.

$$T_C = \frac{(D + D^2 + ... + D^d)}{d} \quad (۷)$$

در رابطه (۷)، d نشان‌دهندهٔ مرتبه، D نشانگر ماتریس انتقال و T_c نشانگر همبستگی همبندی است. مقدار D در صورتی که یالی بین گره k و i باشد، برابر $\frac{۱}{d}$ است و در غیر این صورت برابر صفر است. پس از انتقال ویژگی‌های استخراج شده توسط رمزگذار خودکار به شبکه توجه گراف با متعادل کردن پارامتر δ، خروجی که از این شبکه حاصل می‌شود به صورت رابطه (۸) است.

$$\tilde{O}^{(l)} = (1-\delta)O^{(l)} + \delta O_{AE}^{(l-1)} \quad (۸)$$

در رابطه (۸)، $O^{(l)}$ خروجی لایه توجه گراف و $O_{AE}^{(l-1)}$ خروجی رمزگذار خودکار است. به این ترتیب، نمایش لایه پنهان ویژگی‌های بیشتری را از فضای ویژگی گراف اصلی به ارث می‌برد و ویژگی‌هایی را حفظ می‌کند که می‌توانند بهتر خوشه‌بندی شوند.

۲-۴- مرحلهٔ سوم. خوشه‌بندی

در روش پیشنهادی از خوشه‌بندی برای شناسایی جوامع بعد از استخراج ویژگی (مرحلهٔ اول و دوم) استفاده می‌شود. در این مرحله یک الگوریتم خوشه‌بندی جدید ارائه شده است تا جوامع را به طور بهینه شناسایی کند. با ترکیب الگوریتم K-Means و بهینه‌سازی ازدحام ذرات، الگوریتم خوشه‌بندی پیشنهادی جدیدی در تعیین تعداد خوشه بهینه بدون نیاز به ورودی صریح کاربر ارائه می‌دهد. این روش به جای ثابت کردن K از قبل، به کاربران اجازه می‌دهد تا محدوده‌ای از مقادیر خوشه‌ای امکان‌پذیر را وارد کنند. سپس الگوریتم به‌طور سیستماتیک هر مقدار را در این محدوده ارزیابی می کند تا مناسب‌ترین راه‌حل خوشه‌بندی را شناسایی کند. هدف در این مرحله بهینه سازی فاصله بین خوشه‌ای و فاصله درون خوشه‌ای برای تولید خوشه‌های با کیفیت بالا است.

۲-۴-۱- الگوریتم K-Means

الگوریتم K-Means، یک تکنیک یادگیری ماشینی بدون نظارت، برای خوشه‌بندی داده‌ها به‌طور موثر اعمال می‌شود. هدف اصلی آن این است که یک مجموعه داده معین را به k خوشه تقسیم کند و هر نقطه داده را به خوشه‌ای که میانگین آن شبیه‌ترین نقطه داده است، اختصاص دهد. الگوریتم این مراحل را دنبال می‌کند:

۱. مقداردهی اولیه: الگوریتم با انتخاب مقدار k شروع می‌شود که نشان‌دهنده تعداد خوشه‌هایی است که باید ایجاد شوند. علاوه بر این، k نقطه تصادفی در مجموعه داده به عنوان مرکز اولیه اولیه می‌شوند.

۲. تخصیص: هر نقطه داده بر اساس یک معیار فاصله،

معمولاً فاصله اقلیدسی، به نزدیکترین مرکز تخصیص داده می‌شود. فاصله اقلیدسی با استفاده از رابطه (۹) محاسبه می‌شود. این مرحله k خوشه ایجاد می‌کند.

$$d(x,y)=\sqrt{(x_1-y_1)^2+(x_2-y_2)^2+...+(x_n-y_n)^2} \quad (۹)$$

در رابطه (۹)، $x_1, x_2, ..., x_n$ نشانگر مختصات d بعدی نقطه داده x و $y_1, y_2, ..., y_n$ مختصات d بعدی نقطه داده y را نشان می‌دهند.

۳. به‌روزرسانی مراکز خوشه: پس از مرحله تخصیص، مرکزهای خوشه‌ها با در نظر گرفتن میانگین تمام نقاط داده اختصاص داده شده به هر خوشه دوباره محاسبه می‌شوند. مراکز خوشه با استفاده از رابطه (۱۰) به روز می‌شوند.

$$Centroid_i=\frac{1}{|S_i|}\sum_{x\in S_i} x \quad (۱۰)$$

در رابطه (۱۰)، $Centroid_i$ نشان‌دهندهٔ مرکز به‌روزشده برای خوشه i است، S_i مجموعه‌ای از نقاط داده اختصاص داده شده به خوشه i را نشان می‌دهد و $|S_i|$ تعداد نقاط داده در خوشه i را نشان می‌دهد. مراحل ۲ و ۳ به صورت تکراری تا زمان همگرایی تکرار می‌شوند. همگرایی زمانی اتفاق می‌افتد که مرکزها دیگر تغییر قابل توجهی نداشته باشند یا به حداکثر تعداد تکرار مشخصی رسیده باشند. هنگامی که همگرایی حاصل شد، k تا خوشه‌های نهایی به دست می‌آید و هر نقطه داده به یکی از این خوشه‌ها اختصاص می‌یابد.

۲-۴-۲- الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات با الهام از رفتار جمعی پرندگان، یک تکنیک بهینه‌سازی تصادفی مبتنی بر جمعیت است که معمولاً برای حل مسائل بهینه‌سازی استفاده می‌شود. جستجوهای تکراری را برای یافتن بهترین راه‌حل در فضای جستجوی چند بعدی انجام می‌دهد. در زیر جزئیات این الگوریتم توضیح داده شده است.

۱. مقداردهی اولیه: الگوریتم با مقدار دهی تصادفی جمعیتی از ذرات در فضای جستجو شروع می شود. هر ذره نشان دهنده یک راه‌حل بالقوه برای مسئله بهینه سازی است و یک موقعیت و سرعت دارد.

۲. ارزیابی: موقعیت هر ذره توسط تابع هدف مسئله ارزیابی می‌شود، که یک مقدار تناسب را نشان می‌دهد که کیفیت راه‌حل را نشان می‌دهد.

۳. به‌روزرسانی بهترین شخصی: بهترین موقعیت شخصی هر ذره در الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات با در نظر گرفتن بهترین ارزش تناسب که تا آن مرحله به‌دست آورده است، به‌روز می‌شود. این بهترین موقعیت شخصی نشان‌دهنده موفق‌ترین راه‌حلی است که ذره در طول تکرارهای جستجو پیدا کرده است.

٤. به‌روزرسانی جهانی: ذره با بهترین ارزش تناسب در بین همه ذرات بهترین موقعیت جهانی را به روز می‌کند. این موقعیت نشان‌دهنده بهترین راه‌حل موجود در کل جمعیت است.

٥. به‌روزرسانی سرعت و موقعیت: هر ذره با در نظر گرفتن سرعت قبلی خود و همچنین مؤلفه‌های شناختی (بهترین شخصی) و اجتماعی (بهترین جهانی) سرعت خود را تنظیم می‌کند. این تنظیم تأثیر قابل‌توجهی بر اکتشاف ذره در فضای جستجو دارد و موقعیت ذره بر این اساس به‌روز می‌شود. به‌روزرسانی سرعت و موقعیت با استفاده از روابط (۱۱ و ۱۲) انجام می‌شود.

$$V_{ij}=w.V_{ij}+c_1.r_1.(P_{ij}-X_{ij})+c_2.r_2.(G_{ij}-X_{ij}) \quad (۱۱)$$

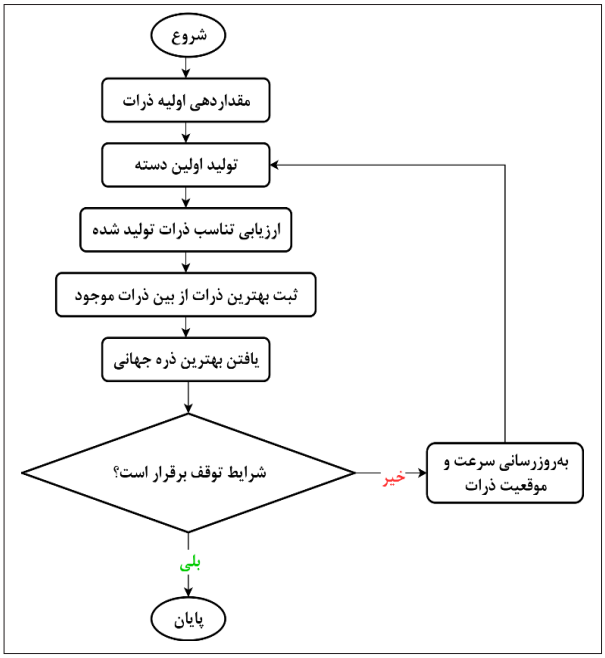
$$X_{ij}=X_{ij}+V_{ij} \quad (۱۲)$$

در روابط بالا، V_{ij} نشان‌دهنده سرعت ذره i در بعد j، X_{ij} نشان‌دهنده موقعیت ذره i در بعد j، w نشان‌دهنده وزن اینرسی، c_1 و c_2 ضرایب شتاب، r_1 و r_2 مقادیر تصادفی

بین ۰ و ۱، P_{ij} نشـــان‌دهنده بهترین موقعیت شخصی ذره i در بعد j و G_{ij} نشان‌دهنده بهترین موقعیت جهانی در بعد j است. مراحل ۳ تا ۵ به طور مکرر تکرار می‌شوند تا زمانی که یک شـــرط خاتمه برآورده شـــود. این شـــرط می‌تواند حداکثر تعداد تکرار، رسیدن به یک مقدار تناســـب مطلوب یا یک آســـتانه خطای از پیش تعریف شـــده باشد. هنگامی که شـــرط پایان برآورده شـــد، الگوریتم بهترین موقعیت جهانی را به‌عنوان راه‌حل بهینه برای مســـئله بهینه‌سازی برمی‌گرداند. در بهینه‌ســـازی ازدحام ذرات، ذرات با تنظیم موقعیت و سرعت خود، فضای جستجو را کاوش می‌کنند، در حالی که تحت تأثیر تجربیات شخصی خود و تجربیات کل ازدحـــام قرار می‌گیرند. این رفتار مشـــارکتی به ذرات کمک می‌کنـــد تا در طول زمان به ســـمت راه‌حل‌های بهتر همگرا شـــوند. نمودار جریان الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات در شکل ۳ نشان داده شده است.

برای تعیین تعداد خوشـــه‌ها، کاربر یک بازه را در نظر می‌گیـــرد. برای هر مقدار K در محدوده مشـــخص شـــده، الگوریتم K-Means به طور مستقل اجرا می‌شود. خروجی الگوریتم K-Means که شامل مرکزهای خوشه‌های به‌دست آمده است، به‌عنوان موقعیت اولیه برای یک ذره در الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات استفاده می‌شود. مقداردهی اولیه تصادفی بـــرای ذرات باقیمانده در الگوریتم بهینه‌ســـازی ازدحام ذرات اعمال می شود. الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات از موقعیت‌ها و ســـرعت‌های ذرات ارائه شـــده برای بهینه‌ســـازی مقادیـــر خطـــای رقمی‌ســـازی و فاصله بین خوشه‌ای استفاده می‌کند. این به جستجوی بهترین راه‌حل خوشه‌بندی کمک می‌کند.

برای ارزیابی کیفیت خوشه‌های تولید شده، معیارهای اعتبار خوشه‌ای مختلف به‌کار گرفته می‌شود. این معیارها شامل خطای رقمی‌سازی، فاصله درون خوشه‌ای و فاصله بین خوشه‌ای است. معیارهای اعتبار خوشه‌ای با استفاده از روابط (۱۳، ۱۴) و (۱۵) محاســـبه می‌شوند. فاصله بین خوشـــه‌ای اندازه‌گیری جدایی بین خوشـــه‌های مختلف در



شکل ۳. روندنمای الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

یک راه‌حل خوشه‌بندی اســـت. برای ارزیابی میزان تفکیک خوشه‌ها از یکدیگر محاسبه می‌شود.

$$D_{inter} = \frac{1}{K(K-1)} \sum_{i=1}^{K} \sum_{j=1}^{K} E_D(c_i, c_j) \qquad (۱۳)$$

در رابطه (۱۳)، K تعداد خوشه‌ها را نشان می‌دهد و E_D فاصله اقلیدسی بین مرکز خوشه‌های i و j است. این فرمول میانگین فاصله بین تمام جفت‌های ممکن مرکز خوشه‌ای را محاسبه می‌کند. فاصله درون خوشه‌ای معیاری از فشردگی درون خوشـــه‌های مجزا در یک راه‌حل خوشه‌بندی است. این نشـــان می‌دهد که نقاط داده در یک خوشـــه به‌صورت متراکم در کنار هم قرار گرفته‌اند.

$$D_{intra} = \frac{1}{|S|} \sum_{i=1}^{K} \sum_{x \in S_i} E_D(x, c_i) \qquad (۱۴)$$

در رابطـــه (۱۴)، |S| تعداد کل نقـــاط داده در مجموعه داده را نشـــان می‌دهد و S_i مجموعه‌ای از نقاط داده متعلق به خوشـــه i اســـت. در خوشـــه‌بندی، خطای رقمی‌سازی

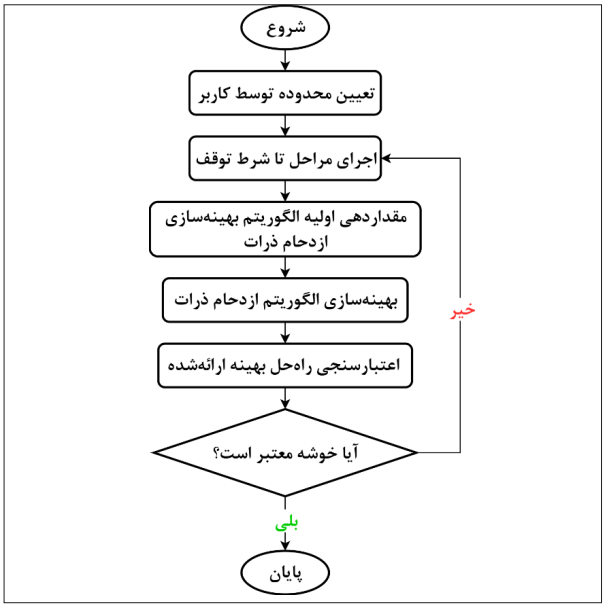
به‌عنوان معیاری برای ارزیابی کیفیت راه حل عمل می‌کند، به‌ویژه در تکنیک‌های مبتنی بر رقمی‌سازی برداری مانند خوشه‌بندی K-Means میانگین فاصله بین نقاط داده و مرکز خوشه مربوطه آنها را اندازه‌گیری می‌کند. به حداقل رساندن خطای رقمی‌سازی هدف اساسی خوشه‌بندی است، زیرا شامل دستیابی به فشرده‌سازی یا نمایش بهتر داده‌ها با استفاده از تعداد کمتری از مراکز است. با توجه به مجموعه‌ای از خوشه‌های K، هر کدام با مرکز c_i و مجموعه‌ای از نقاط داده S_i متعلق به خوشه i، خطای رقمی‌سازی را می‌توان به‌صورت زیر محاسبه کرد.

$$QE = \frac{1}{|S|}\sum_{i=1}^{K}\sum_{x\in S_i} \mathrm{E_D}(x,c_i)^2 \qquad (۱۵)$$

با ترکیب نقاط قوت هر دو الگوریتم K-Means و بهینه‌سازی ازدحام ذرات، رویکرد پیشنهادی به طور موثر فرایند تعیین تعداد خوشه‌ها را خودکار می کند و نتایج خوشه بندی با کیفیت بالا را ارائه می‌دهد. این ادغام به ویژه در سناریوهایی مفید است که در آن تعداد بهینه خوشه ها ناشناخته یا دشوار است که از قبل تعیین شوند و اجازه میدهد تا راه‌حل‌های خوشه بندی انعطاف پذیرتر و کارآمدتری در کاربردهای مختلف وجود داشته باشد. شکل ٤ روندنمای الگوریتم خوشه‌بندی پیشنهادی را نشان می‌دهد.

۳-۴- مرحلهٔ چهارم. برآورد امتیاز ناهنجاری

پس از تولید شبه‌برچسب‌ها از طریق خوشه‌بندی، یک مرحله اضافی برای تعیین کمیت سطح ناهنجاری برای هر گره یا جامعه معرفی می‌کنیم. این مرحله با اختصاص یک امتیاز ناهنجاری عددی به هر گره، قابلیت تفسیر نتایج خوشه‌بندی را افزایش می‌دهد که به رتبه‌بندی جوامع بر اساس رفتار ناهنجاری بالقوه آنها کمک می‌کند. فرض کنید Z_i نشان‌دهنده جاسازی نهایی گره i باشد و $c_j(i)$ نشان‌دهنده مرکز خوشه ای باشد که گره i به آن اختصاص



شکل ۴. روندنمای الگوریتم خوشه‌بندی پیشنهادی

داده شده است. یک معیار ساده اما مؤثر برای ناهنجاری، فاصله بین جاسازی گره و مرکز خوشه اختصاص داده شده به آن است:

$$S_i = \| z_i - c_j(i) \|_2 \qquad (۱۶)$$

در اینجا، s_i نشان دهنده امتیاز ناهنجاری گره i است. گره‌هایی که مقادیر s_i آنها به طور قابل توجهی بالاتر از سایر گره‌های همان خوشه است، رفتار غیرعادی از خود نشان می‌دهند. برای نرمال‌سازی امتیازها و برجسته‌سازی داده‌های پرت، نرمال‌سازی امتیاز z در هر خوشه اعمال می‌شود:

$$\tilde{s}_i = \frac{s_i - \mu_j}{\sigma_j} \qquad (۱۷)$$

در اینجا، μ_j و σ_j میانگین و انحراف معیار نمرات ناهنجاری در خوشه C_j هستند که به ترتیب در روابط (۱۸ و ۱۹) نشان داده شده‌اند.

$$\mu_j = \frac{1}{|C_j|}\sum_{i\in C_j} s_i \qquad (۱۸)$$

$$\sigma_j^2 = \frac{1}{|C_j|}\sum_{i\in C_j}(s_i - \mu_j)^2 \qquad (۱۹)$$

گره‌هایی با یک آستانه از پیش تعریف شده (τ) به عنوان غیرعادی علامت‌گذاری می‌شوند. در این کار، ما به‌صورت تجربی $\tau = 2.5$ را برای ثبت انحرافات شدید تعیین می‌کنیم. نمونه‌هایی با $z_i \geq \tau$ ناهنجار در نظر گرفته می‌شوند. مقدار $\tau=2.5$ دو دلیل دارد: (۱) اگر توزیع به نرمال نزدیک باشد، مقدار ۲/۵ به اندازه‌ی ۱ الی ۲ درصد دم بالایی را جدا می‌کند و نرخ هشدار کاذب را پایین نگه می‌دارد و (۲) در تحلیل حساسیت روی همه دیتاست‌ها، بازه [۲، ۳] پایدار بود و $\tau=2.5$ نقطه میانی کم‌خطاتر بود. این سازوکار امتیازدهی ناهنجاری نه تنها نتایج خوشه‌بندی را اصلاح می‌کند، بلکه روشی اصولی برای اولویت‌بندی بررسی جوامع یا کاربران مشکوک در شبکه ارائه می‌دهد.

۵- آزمایش‌ها

در این بخش، عملکرد چارچوب یادگیری عمیق خودنظارتی پیشنهادی برای شناسایی جوامع غیرعادی به‌صورت جامع ارزیابی می‌شود. ارزیابی با مقایسه روش پیشنهادی با دو روش پیشرفته موجود، DGC [۲۳] و GLADC [۲۴] انجام شده است. برای مقایسه، از چهار معیار متداول ارزیابی عملکرد خوشه‌بندی شامل اطلاعات متقابل نرمال‌شده (NMI)، دقت، شاخص رند تعدیل‌شده (ARI) و امتیاز F1 استفاده شده است. به منظور اطمینان از پایداری و قابلیت تعمیم نتایج، شش مجموعه‌داده متنوع از حوزه‌های مختلف شامل گراف، تصویر، داده‌های ثبت‌شده و متن به‌کار گرفته شده است. ویژگی‌های این مجموعه‌داده‌ها در جدول ۳ خلاصه شده‌اند.

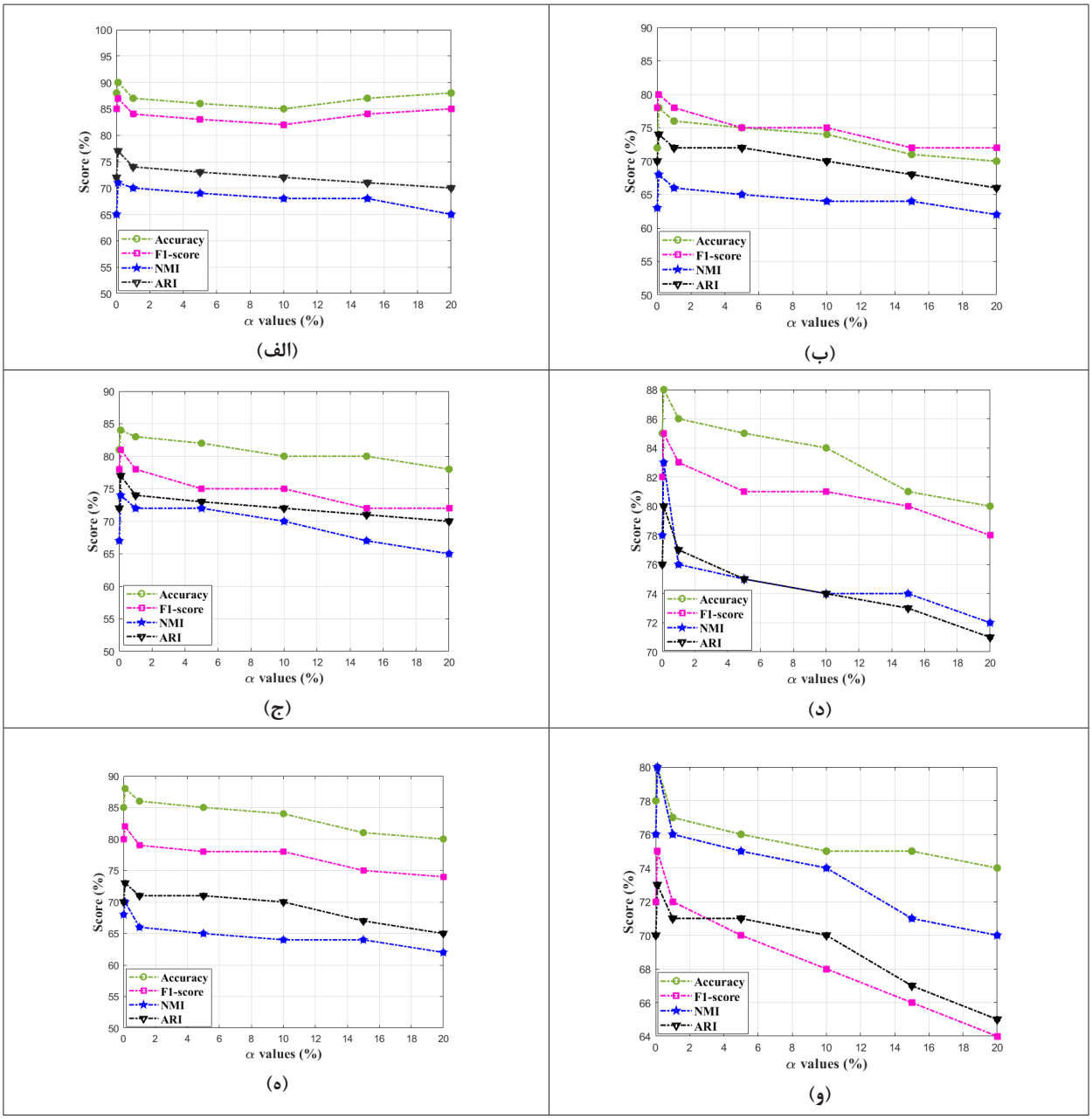
شکل ۵ عملکرد خوشه‌بندی روش نهفته‌سازی پیشنهادی را بر روی شش مجموعه‌داده ناهمگون، DBLP، CITE، ACM، REUT، HHAR و USPS، در چهار معیار استاندارد شامل (الف) دقت، (ب) NMI، (ج) ARI و (د) امتیاز F1 نشان می‌دهد.

جدول ۳: مقایسهٔ روش‌های مختلف براساس نوع مجموعه‌داده و نحوه آموزش

مجموعه‌داده	تعداد نمونه	تعداد ویژگی	تعداد کلاس	نوع داده
CITE[۳۳]	۳۳۲۷	۳۷۰۳	۶	گراف
USPS[۲۹]	۹۲۹۸	۲۵۶	۱۰	تصویر
DBLP[۳۴]	۴۰۵۸	۳۳۴	۴	گراف
HHAR[۳۰]	۱۰۲۹۹	۵۶۱	۶	رکورد
ACM[۳۲]	۳۰۲۵	۱۸۷۰	۳	گراف
REUT[۳۱]	۱۰۰۰۰	۲۰۰۰	۴	متن

همه نمودارها افزایش سریع و چشمگیری را در عملکرد، همزمان با افزایش بُعد نهفته از ٤ به ١٦، نشان می‌دهند. این روند بیانگر گذار از نمایش‌های کم‌پارامتر به فضاهای با بیان کافی است که تغییرات درون‌کلاسی و بین‌کلاسی را به‌خوبی تفکیک می‌کنند. این بهبود سریع تأکید می‌کند که ابعاد کمتر از ١٦ برای حفظ هم‌زمان همبندی کلی گراف و روابط محلی ویژگی‌ها ناکافی هستند.

با این حال، فراتر از ١٦ بعد، بیشتر معیارها وارد مرحله بازده کاهشی می‌شوند؛ شیب منحنی‌ها صاف شده و در برخی موارد اندکی کاهش می‌یابد، که نشان می‌دهد ابعاد بیشتر به جای ساختار معنادار، نوفه یا ویژگی‌های تکراری را رمزگذاری می‌کنند. به طور خاص، مجموعه‌داده ACM که دارای پیوندهای متراکم هم‌نویسندگی است، در بعد ١٦ به بیشترین عملکرد خوشه‌بندی خود می‌رسد (۹۲ درصد دقت، ۷۲ درصد NMI، ۷۸ درصد ARI، ۹۲ درصد امتیاز F1) و پس از آن، بیش‌پارامتری شدن باعث افت اندک در ARI و NMI می‌شود. مجموعه‌داده DBLP با اتصال نسبتاً پراکنده، روند مشابه اما ملایم‌تری را نشان می‌دهد و در محدوده ١٦ تا ٣٢ بُعد به اوج می‌رسد و در حدود ۸۰ درصد دقت و ٥٥ درصد ARI پایدار می‌شود. مجموعه‌داده CITE که پراکنده‌ترین گراف ارجاعی است، چالش‌برانگیزترین مورد باقی می‌ماند؛ اگرچه تا بعد ١٦ (۸۰ درصد دقت، ٥٠ درصد NMI، ٦٢ درصد امتیاز F1) پیشرفت دارد، اما سقف عملکرد پایین‌تر بوده و افت آن محسوس‌تر است، که حساسیت به پیوندهای مفقود و عدم توازن کلاس‌ها را نشان می‌دهد. در حوزه‌های غیرگراف، نتایج دیدگاه‌های مکملی ارائه می‌دهند.



شکل ۶. عملکرد خوشه‌بندی تحت مقادیر مختلف α در شش مجموعه داده:
(الف) ACM، (ب) CITE، (ج) DBLP، (د) HHAR، (ه) REUT و (و) USPS

تصاویر ارقام USPS در بعد ۸ به بهترین خوشه‌بندی خود می‌رسند (۸۰ درصد دقت، ۷۶ درصد NMI، ۷۷ درصد امتیاز F1) و سپس به‌تدریج افت می‌کنند، که نشان می‌دهد حالت فشرده تنها به ظرفیت نهفته‌سازی متوسط نیاز دارند. داده‌های حسگر HHAR بین ۱۶ تا ۳۲ بعد به اوج می‌رسند (۷۵ درصد دقت، ۵۸ درصد NMI، ۵۳ درصد ARI، ۷۳ درصد امتیاز F1) و پس از آن نوفهٔ ناشی از ابعاد تکراری عملکرد را کاهش می‌دهد. نهفته‌سازی متون REUT با بهره‌گیری از غنای معنایی، تا بعد ۳۲ بهبود می‌یابد (۸۵ درصد دقت، ۶۵ درصد NMI، ۶۰ درصد ARI، ۸۰ درصد امتیاز F1) اما پس از آن با وارد شدن واریانس ناشی از همبستگی اصطلاحات نادر، روند رو به رشد متوقف می‌شود. این نتایج نشان می‌دهد که بازه بهینه ۳۲–۱۶ بعد، طیف وسیعی از حوزه‌های داده را پوشش می‌دهد؛ ابعاد کمتر از این محدوده، به دلیل کم‌برازش، باعث ادغام کلاس‌ها می‌شوند، در حالی که ابعاد بیشتر از آن خطر بیش‌برازش نسبت به

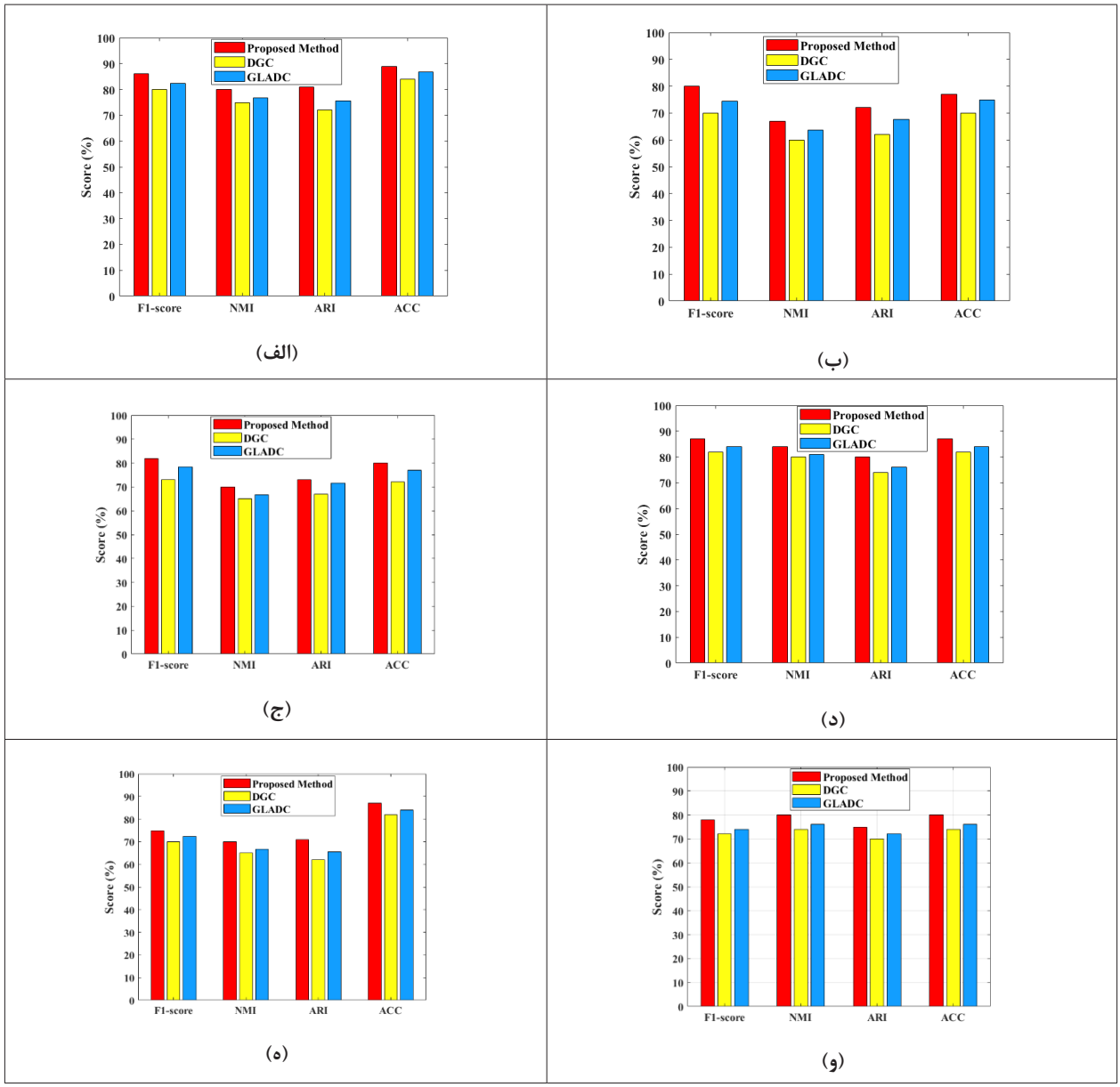
نوفهٔ خاص مجموعه‌داده را به همراه دارد، بدون این که جداسازی خوشه‌ها را بهبود قابل‌توجهی دهد.

شکل ٦ نشان می‌دهد که بهترین عملکرد خوشه‌بندی و شناسایی ناهنجاری در هر شش مجموعه‌داده معیار، به‌طور پیوسته در وزن ترکیبی بسیار پایین $\alpha = 0.01$ به‌دست می‌آید. این یافته بر غلبه اطلاعات ساختاری که توسط شبکه توجه گراف ثبت می‌شود. در تعیین مرزهای جوامع تأکید دارد، در حالی که سهم کوچک اما غیرصفرِ نهفته‌سازی ویژگی‌ها توسط خودرمزگذار، به‌عنوان عامل تنظیم و بهبود نمایش گره‌ها عمل می‌کند. در $\alpha = 0.01$، چارچوب پیشنهادی با استفاده از خودرمزگذار، ویژگی‌های با بُعد بالا را به اندازه‌ای پالایش می‌کند که تنها ابهامات جزیی در همبندی شبکه برطرف شوند، بدون آن که سیگنال ساختاری تحت‌الشعاع قرار گیرد. در مجموعه‌داده‌های صرفاً گرافی، زمانی که تأثیر ویژگی‌ها بیش از ۱ درصد افزایش یابد، عملکرد به‌شدت کاهش می‌یابد که این امر نشان می‌دهد آمیختگی بیش‌ازحد ویژگی‌ها، الگوهای اتصالات گراف را که مرز جوامع واقعی را مشخص می‌کنند، تضعیف می‌کند.

در مقابل، در حوزه‌هایی با فضای ویژگی غنی‌تر، چارچوب مقاومت بیشتری نشان می‌دهد: هر چند افزایش α باعث کاهش تدریجی عملکرد می‌شود، اما دقت و امتیاز F1 تنها ۲ تا ۳ درصد نسبت به بیشینه در $\alpha = 0.01$ افت می‌کنند. این نتایج بیانگر آن است که خوشه‌بندی خودنظارتی ما از تزریق حداقلی ویژگی‌ها بهره می‌برد، زیرا این کار مرکز خوشه‌ها را دقیق‌تر کرده و امتیازدهی سازگاری همسایگی را بهبود می‌بخشد، اما تزریق بیش‌ازحد می‌تواند آن را مختل کند. در مجموع، تنظیم α روی ۰/۰۱ بهینه‌ترین توازن را میان توجه ساختاری شبکه توجه گراف و انتزاع ویژگی‌ها توسط خودرمزگذار برقرار می‌کند و فرضیه اصلی را تأیید می‌کند که نهفته‌سازی عمدتاً مبتنی بر ساختار، همراه با اصلاحات جزئی ویژگی‌ها، دقیق‌ترین و پایدارترین شناسایی جوامع غیرعادی را در داده‌های ناهمگن شبکه‌ای به دست می‌دهد.

شکل ۷ نشان می‌دهد که چارچوب پیشنهادی ما به‌طور پیوسته و قابل‌توجهی در تمام شش مجموعه‌داده معیار و چهار شاخص ارزیابی، عملکرد بهتری نسبت به دو روش DGC [۲۳] و GLADC [۲٤] دارد. در داده‌های حسگر HHAR، روش ما به امتیاز F1 معادل ۸۷ درصد دست می‌یابد که ٥ درصد بیشتر از بهترین روش مبنا است، و معیارهای NMI (۸٤ درصد در مقابل ۸۲ درصد)، ARI (۸۰ درصد در مقابل ۷۷ درصد) و دقت (۸۸ درصد در مقابل ۸٥ درصد) نیز بهبود مشابهی را نشان می‌دهند. در مجموعه‌داده متنی با ابعاد بالا REUT، امتیاز F1 به میزان ٥ درصد (۷٥ درصد در مقابل ۷۰ درصد) افزایش یافته، و بهبودهایی به میزان ٥ درصد در NMI (۷۰ درصد در مقابل ٦٥ درصد)، ۹ درصد در ARI (۷۱ درصد در مقابل ٦۲ درصد) و ٤ درصد در دقت (۸۷ درصد در مقابل ۸۳ درصد) مشاهده می‌شود. برای داده‌های تصویری USPS، مدل ما به F1 معادل ۷۸ درصد (در مقابل ۷٤ درصد)، NMI معادل ۸۰ درصد (در مقابل ۷٦ درصد)، ARI معادل ۷٥ درصد (در مقابل ۷۲ درصد) و دقت معادل ۸۱ درصد (در مقابل ۷٦ درصد) می‌رسد که نشان‌دهنده جداسازی قوی خوشه‌ها حتی در فضای پیکسلی پر نوفه است. در مجموعه‌داده‌های گراف‌ساختار CITE، ACM و DBLP نیز حاشیه‌های بهبود قابل‌توجه باقی می‌ماند: در ACM بهبود ٥ درصدی F1 (۸۹ درصد در مقابل ۸٤ درصد)، در CITE افزایش ۸ درصدی (۸۰ درصد در مقابل ۷۲ درصد) و در DBLP بهبود ٤ درصدی (۸۲ درصد در مقابل ۷۸ درصد) به‌دست آمده است، همراه با افزایش مشابه در ARI، NMI و دقت.

دقت به این نکته ضروری است که ترکیب K-Means و PSO همیشه پاسخ مورد انتظار را تولید نمی‌کند. ترکیب K-Means و PSO وقتی خوشه‌ها کروی و نسبتا هم‌چگال باشند مؤثر است. با این حال، در سناریوهای زیر پاسخ ایده‌آل نمی‌دهد: (۱) شکل غیرکروی یا چگالی‌های بسیار ناهمگون (K-Means بر فاصله اقلیدسی و کروی بودن متکی است) و (۲) بعد بسیار بالا یا داده بسیار نامتوازن



شکل ۷. مقایسهٔ روش پیشنهادی با DGC و GLADC در شش مجموعه داده:
(الف) ACM، (ب) CITE، (ج) DBLP، (د) HHAR، (ه) REUT و (و) USPS.

(مرکزها جابه‌جا می‌شوند). برای این موارد، باید کاهش بعد و انتخاب K با شاخص پایداری را به‌کار گرفت.

۶- نتیجه‌گیری و کارهای آینده

در این پژوهش، ما یک چارچوب یکپارچه و خودنظارتی برای شناسایی جوامع غیرعادی معرفی کرده‌ایم که چهار مؤلفه کلیدی را به‌صورت هم‌افزا ترکیب می‌کند: یک خودرمزگذار چندلایه برای استخراج ویژگی‌های پالایش‌شده، یک شبکه توجه گراف برای کدگذاری تطبیقی ساختار، یک ماژول خوشه‌بندی ترکیبی برای تولید برچسب‌های شبه‌واقعی با کیفیت بالا، و یک سازوکار برآورد ناهنجاری برای کمی‌سازی اصولی غیرعادی بودن. آزمایش‌های گسترده بر روی شش مجموعه‌داده متنوع (USPS، REUT، HHAR، DBLP، CITE، ACM) نشان می‌دهد که روش ما به‌طور مداوم و با اختلاف‌های قابل توجه، عملکردی بهتر از روش‌های پیشرفته موجود (DGC و GLADC) ارائه می‌دهد، به‌گونه‌ای که بهبودهایی تا ۸ درصد در دقت، ۹ درصد در ARI، ٦ درصد در امتیاز F1 و

۵ درصد در NMI حاصل شده است، هم در داده‌های گرافی و هم غیرگرافی. تحلیل حساسیت ما دو بینش کلیدی را آشکار می‌سازد: نخست، بُعد نهفته ۳۲–۱۶ بهترین توازن را بین غنای نمایش و خطر بیش‌پارامتری‌سازی برقرار می‌کند؛ ابعاد پایین‌تر موجب کم‌برازش ساختار ذاتی جوامع می‌شوند، در حالی‌که ابعاد بالاتر شروع به ضبط نوفه کرده و خلوص خوشه‌ها را کاهش می‌دهند. دوم، یک نمایش عمدتاً ساختارمحور ($\alpha = 0.01$) که با پالایش جزئی ویژگی‌ها تقویت شده، مقاوم‌ترین و پایدارترین شناسایی را فراهم می‌کند، زیرا ترکیب بیش‌ازحد ویژگی‌ها، سرنخ‌های همبندی ضروری برای مرزبندی جوامع واقعی را تضعیف می‌نماید. این یافته‌ها دستورالعمل‌های عملی برای تنظیم ابرپارامترها در کاربردهای واقعی ارائه می‌دهد. علاوه بر بهبودهای کمّی، چارچوب پیشنهادی با اختصاص امتیاز ناهنجاری برای هر گره بر اساس معیارهای مرکزیت خوشه و سازگاری با همسایگی، قابلیت تفسیرپذیری را ارتقا می‌دهد و امکان اولویت‌بندی دقیق موجودیت‌های مشکوک را فراهم می‌کند. همچنین، ادغام بی‌وقفه خوشه‌بندی خودنظارتی و توجه مبتنی بر شبکه توجه گراف راه را برای گسترش به شبکه‌های پویا و در حال تحول هموار می‌کند. با وجود بهبودهای گزارش‌شده، روش ما چند محدودیت دارد: (۱) مولفه PSO سربار محاسباتی دارد و برای گراف‌های خیلی بزرگ به Mini-Batch و نمونه‌برداری همسایگی نیاز است. (۲) فرض گراف ایستا داریم و پویایی زمانی مدل نشده است. در تحقیقات آینده، تمرکز ما بر مقیاس‌پذیر کردن رویکرد به گراف‌های عظیم و جریانی از طریق خوشه‌بندی تدریجی و معماری‌های توزیع‌شده شبکه عصبی گرافی خواهد بود، همچنین گنجاندن الگوهای زمانی و روابط مرتبه‌بالا برای پیش‌بینی زودهنگام ناهنجاری‌ها و بررسی سازوکارهای توجه تبیین‌پذیر به‌منظور روشن‌تر ساختن فرایند شناسایی. علاوه‌بر این، برنامه داریم که چارچوب را در نظارت بر شبکه‌های اجتماعی در زمان واقعی و کاربردهای امنیت سایبری آزمایش کنیم، جایی که هشدارهای سریع و قابل تفسیر برای ناهنجاری‌ها اهمیت حیاتی دارند.

۷- مراجع

1. Wang, C., Feng, Z., Zhang, K., & Zhang, F. (2025). Self-supervised deep clustering for spammer group detection, Applied Intelligence, vol. 55, no. 11, p. 768.
2. Zhang, Y. (2025). Social Network User Profiling for Anomaly Detection Based on Graph Neural Networks, in Proc. 5th Int. Conf. on Artificial Intelligence and Industrial Technology Applications (AIITA), pp. 1197–1201, IEEE.
3. He, C., Cheng, J., Chen ,G., Guan, Q., Fei, X., & Tang, Y. (2024). Detecting communities with multiple topics in attributed networks via self-supervised adaptive graph convolutional network, Information Fusion, vol. 105, p. 102254.
4. Sun, X., Cheng, H., Liu, B., Li, J., Chen, H., Xu, G., & Yin, H. (2023). Self-supervised hypergraph representation learning for sociological analysis, IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering.
5. De Sapienza Luna, R. (2023). Community detection on node-attributed networks using self-learning and graph neural networks, Ph.D. dissertation, Universidade Federal do Rio de Janeiro.
6. He, C., Cheng, J., Chen, G., & Tang, Y. (2023). Multiple Topics Community Detection in Attributed Networks, in Proc. 46th Int. ACM SIGIR Conf. on Research and Development in Information Retrieval, pp. 2199–2203.
7. Wu, P., Wang, W., Chang, F., Liu, C., & Wang, B. (2023). Dss-net: Dynamic self-supervised network for video anomaly detection, IEEE Trans. on Multimedia.
8. Yu, R., He, X., & Liu, Y. (2015). GLAD, ACM Trans. Knowl. Discov. Data, vol. 10, no. 2, pp. 1–22, doi: 10.1145/2811268.
9. Xiong, L., Póczos, B., Schneider, J., Connolly, A., & VanderPlas, J. (2011). Hierarchical probabilistic models for group anomaly detection, in Proc. 14th Int. Conf. on Artificial Intelligence and Statistics, pp. 789–797, JMLR W&CP.
10. Xiong, L., Póczos, B., & Schneider, J. (2011). Group anomaly detection using flexible genre models, Advances in Neural Information Processing Systems, vol. 24.
11. Muandet, K. & Schölkopf, B. (2013). One-class support measure machines for group anomaly detection, arXiv preprint arXiv:1303.0309.
12. Singh, N., Miller, B. A., Bliss, N. T., & Wolfe, P. J. (2011). Anomalous subgraph detection via sparse principal component analysis, in Proc. IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP), pp. 485–488, IEEE.
13. Gupta, M., Mallya, A., Roy, S., Cho, J. H., & Han, J. (2014). Local learning for mining outlier subgraphs from network datasets, in Proc. 2014 SIAM Int. Conf. on Data

Mining, pp. 73–81..
14. Miller, B. A., Beard, M. S., Wolfe, P. J., & Bliss, N. T. (2015). A spectral framework for anomalous subgraph detection, IEEE Trans. Signal Processing, vol. 63, no. 16, pp. 4191–4206.
15. Bridges, R. A., Collins, J. P., Ferragut, E. M., Laska, J. A., & Sullivan, B. D. (2015). Multi-level anomaly detection on time-varying graph data, in Proc. IEEE/ACM Int. Conf. on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM), pp. 579–583.
16. Zhao, J., Li , J., Zhou, B., F., Chen, Tomchik, P., & Ju, W. (2017). Parallel algorithms for anomalous subgraph detection, Concurrency and Computation: Practice and Experience, vol. 29, no. 3, p. e3769.
17. Bansal, M. & Sharma, D. (2020). Ranking and discovering anomalous neighborhoods in attributed multiplex networks, in Proc. 7th ACM IKDD CoDS and 25th COMAD, pp. 46–54.
18. Luan, M., Wang, B., Zhao, Y., & Hu, F. (2021). Anomalous subgraph detection in given expected degree networks with deep learning, IEEE Access, vol. 9, pp. 60052–60062.
19. Safdari, H. & De Bacco, C. (2022). Anomaly detection and community detection in networks, Journal of Big Data, vol. 9, no. 1, p. 122.
20. Lapid, S., Kagan, D., & Fire, M. (2023). Co-membership-based generic anomalous communities detection, Neural Processing Letters, vol. 55, no. 5, pp. 5619–5651.
21. Perozzi, B. & Akoglu, L. (2018). Discovering communities and anomalies in attributed graphs: Interactive visual exploration and summarization, ACM Trans. Knowl. Discov. Data (TKDD), vol. 12, no. 2, pp. 1–40.
22. Jiang, J., Chen, J., Gu, T., Choo, K. K. R., Liu, C., Yu, M., & Mohapatra, P. (2019). Anomaly detection with graph convolutional networks for insider threat and fraud detection, in Proc. MILCOM 2019 IEEE Military Communications Conf., pp. 109–114, IEEE.
23. Qiao, F., Huang, C., Xu, S., & Qi, J. (2021). Community detection model based on graph representation and self-supervised learning, in Artificial Intelligence and Security: 7th Int. Conf., ICAIS 2021, Dublin, Ireland, Proc. Part I, pp. 27–40, Springer.
24. Luo, X., Wu, J., Yang, J., Xue, S., Peng, H., Zhou, C., & Sheng, Q. Z. (2022). Deep graph level anomaly detection with contrastive learning, Scientific Reports, vol. 12, no. 1, p. 19867.
25. Zhu, J., Yan, Y., Zhao, L., Heimann, M., Akoglu, L., & Koutra, D. (2020). Beyond homophily in graph neural networks: Current limitations and effective designs. Advances in neural information processing systems, 33, 7793-7804.
26. Zheng, X., Wang, Y., Liu, Y., Li, M., Zhang, M., Jin, D., ... & Pan, S. (2022). Graph neural networks for graphs with heterophily: A survey. arXiv preprint arXiv:2202.07082.
27. Ikotun, A. M., Ezugwu, A. E., Abualigah, L., Abuhaija, B., & Heming, J. (2023). K-means clustering algorithms: A comprehensive review, variants analysis, and advances in the era of big data. Information Sciences, 622, 178-210.
28. Yuan, X., Zhou, N., Yu, S., Huang, H., Chen, Z., & Xia, F. (2021, December). Higher-order structure based anomaly detection on attributed networks. In 2021 IEEE International Conference on Big Data (Big Data) (pp. 2691-2700). IEEE.
29. Cui, Y. L., Matan, O., Boser, B., Denker, J. S., Henderson, D., Howard, R. E., Hubbard, W., Jacket, L. D., & Baird, H. S.(1990). Handwritten zip code recognition with multilayer networks, in Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition, Atlantic City, NJ, USA, pp. –, IEEE.
30. Stisen, A., Blunck, H., Bhattacharya, S., T. S., Prentow, Kjargaard, M. B., Den, A. K., Sonne, T., & Jensen, M. M. (2015). Smart devices are different: Assessing and mitigating mobile sensing heterogeneities for activity recognition, in Proc. ACM Conf. on Embedded Networked Sensor Systems, Seoul, Korea, ACM.
31. Lewis, D. D., Yang, Y., Rose, T. G., & Li, F. (2004). RCV1: A new benchmark collection for text categorization research," J. Mach. Learn. Res., vol. 5, pp. 361–397.
32. Wang, X., Ji, H., Shi, C., Wang, B., Ye, Y., Cui, P., & Yu, P. S. (2019). Heterogeneous graph attention network, in Proc. WWW Conf., pp. 2022–2032.
33. Alikhani, M., Chowdhury, S. N., De Melo, G., & Stone, M. (2019). CITE: A corpus of image-text discourse relations, arXiv preprint arXiv:1904.06286.
34. Tang, J., Zhang, J., Yao, L., Li, J., Zhang, L., & Su, Z. (2008). Arnetminer: Extraction and mining of academic social networks, in Proc. 14th ACM SIGKDD Int. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining, pp. 990–998, Aug.