فصلنامه علمی- پژوهشی
فناوری اطلاعات و ارتباطات ایران

سال یازدهم، شماره‌های ۴۱ و ۴۲، پاییز و زمستان۱۳۹۸
صص: ۵۷-۷۴

ارائه روشی با استفاده از الگوریتم ژنتیک در تشخیص موضع افراد جامعه در رسانه‌های خبری و اجتماعی

*مهدی سالخورده حقیقی **سیدمحمد ابراهیمی
*استادیار، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات - دانشگاه صنعتی سجاد - مشهد – ایران
**دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات - دانشگاه صنعتی سجاد - مشهد – ایران
تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۰۲/۲۹ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۵/۰۲

چکیده

گزارش‌های خبری ارائه شده در رسانه‌های اجتماعی و خبری با انواع اسناد و مدارک ارائه می‌شوند و شامل موضوعاتی هستند که جوامع و نظرات مختلف را در برمی‌گیرند. آگاهی از رابطه میان افراد در اسناد می‌تواند به خوانندگان کمک کند تا یک دانش اولیه درخصوص موضوع و هدف در اسناد مختلف به‌دست آورند. در این مقاله، روشهای تشخیص جوامع بررسی شده و تکنیک‌های مختلف خوشه‌بندی افرادی که نام آن‌ها در مجموعه‌ای از اسناد خبری آورده شده است نیز مورد بررسی قرار می‌گیرد. این افراد در جوامعی خوشه‌بندی می‌شوند که مواضع مرتبط با یکدیگر دارند. در این مقاله یک روش تشخیص موضع افراد جامعه مبتنی بر یک شبکه دوستی به عنوان مکانیزم پایه معرفی شده و مکانیزم تشخیص جوامع بهبود یافته‌ای برمبنای آن ارائه گردیده است. در روش پیشنهادی از ساختار الگوریتم ژنتیک جهت بهبود نرخ تشخیص بهره گرفته شده است. در آزمایش‌ها معیار صحت به منظور مقایسه درنظر گرفته شده است که برای رسیدن به این هدف شاخص رَند نیز استفاده گردیده است. نتایج حاصل از آزمایش‌ها که برمبنای پایگاه‌های داده‌ی واقعی اسناد انتشار یافته در رسانه خبری گوگل نیوز در رابطه با یک موضوع خاص به‌دست‌آمده‌اند، حاکی از کارآمدی و بهره‌وری مطلوب روش پیشنهادی است.

واژه‌های کلیدی: رسانه‌های اجتماعی، رسانه‌های خبری، تشخیص جوامع، تشخیص موضع افراد

۱- مقدمه

امروزه شبکه‌های اجتماعی در بسیاری از زمینه‌های اجتماعی، سیاسی، اقتصادی، فرهنگی، هنری، ورزشی، آموزشی و زمینه‌های دیگر بطور گسترده‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرند. کاربران این شبکه‌ها نیز طیف‌های وسیعی از افراد با سطوح دانش متفاوتی از این شبکه‌ها را تشکیل می‌دهند.

با توجه به گستردگی استفاده از این شبکه‌ها، تبادل نظرها بین کاربران این شبکه‌ها نیز به سرعت و با حجم زیادی صورت می‌گیرد. از این رو کاربران این شبکه‌ها به دنبال افراد و گروه‌هایی هستند که نظرات مشابه یا متضادی دارند تا به ارزیابی این

نویسنده عهده‌دار مکاتبات : مهدی سالخورده حقیقی Haghighi@sadjad.ac.ir

بپردازند. در نتیجه یافتن اطلاعات مورد نظر کاربران در میان انبوه اطلاعاتی که بطور پیوسته در این شبکه‌ها مبادله می‌شود یکی از چالش‌هایی است که کاربرای این شبکه‌ها با آنها مواجه هستند.

علاوه بر موارد ذکرشده، تحلیل اطلاعات مبادله شده بین کاربران این شبکه‌ها می‌تواند راهی برای تحلیل رفتار آنها باشد تا بتوان از انجام برخی رفتارهای ناهنجار در این شبکه‌ها اطلاع حاصل نمود و از آنها جلوگیری کرد. لذا تشخیص وابستگی افراد به جوامع و گروه‌های مختلف از جمله زمینه‌های تحقیق جذاب در این شبکه‌ها می‌باشد.

روش پیشنهادی در این پژوهش یک روش بهبودیافته بر مبنای تشخیص جوامع بر اساس یک شبکه دوستی (گراف اولیه ارتباط بین گره‌ها) است. به عنوان نمونه، این روش گروه‌های مختلف افراد با گرایش‌ها و تمایلات یکسان را تشخیص می‌دهد. جوامع تشخیص داده شده برای آشنایی با پدیده‌های اجتماعی و تعاملات انسانی کاربرد خواهند داشت. اساساً بر طبق این روش، یک شبکه دوستی براساس نام افراد در ساختار الگوریتم ژنتیک تعریف شده و براساس یک تابع برازندگی، افراد در چند خوشه دسته بندی می‌شوند. به‌طور خلاصه، این پژوهش به بررسی مسئله‌ی تشخیص جامعه یا گروه افراد هدف (برمبنای موضع آن‌ها) می‌پردازد تا درنهایت بتواند افراد هدف در جوامع با مواضع یکسان را به‌صورت بهبودیافته خوشه‌بندی نماید.

رسانه‌های اجتماعی به عنوان گروهی از برنامه‌های مبتنی بر اینترنت تعریف شده‌اند و امکان ایجاد و تبادل محتوای تولید شده توسط کاربران را می‌دهند. رسانه‌های اجتماعی متفاوت از یکدیگرند؛ انواع پایگاه‌های رسانه‌های اجتماعی شامل رسانه‌های سنتی مانند روزنامه، رادیو و تلویزیون و رسانه‌های غیر سنتی مانند فیس‌بوک، توییتر و غیره می‌باشند [1]. به‌طور جزئی‌تر، از رسانه‌های اجتماعی با عنوان شبکه‌های اجتماعی نیز یاد می‌شود. رسانه‌های خبری، نوعی از مجموعه رسانه‌های اجتماعی هستند که هدف آن‌ها ارائه اخبار به عموم مردم یا جامعه‌ی هدفی از مردم است. این موارد شامل رسانه‌های چاپی(روزنامه، مجله‌های خبری)، پخش اخبار (رادیو و تلویزیون و اخیراً اینترنت)،روزنامه‌های برخط، وبلاگ‌های خبری، و غیره است [2].

رسانه‌های اجتماعی و خبری توان بالقوه‌ی قابل‌توجهی در ارتباطات و تعامل بین افرادی دارند که ازلحاظ جغرافیایی گسترده هستند و قابلیت ارتباط آن‌ها را به روش‌های مختلف فراهم می‌کند. آن‌ها همچنین تعامل و اشتراک اطلاعات را با افراد مختلف ازجمله بستگان، همکاران، خانواده، دوستان، طرفداران و دیگران تسهیل می‌نمایند [3]. علاوه بر تسهیل ارتباطات، رسانه‌های مذکور، به‌روزرسانی، دوست داشتن، دوست نداشتن، ایجاد پروفایل‌ها و به اشتراک‌گذاری اطلاعات شخصی و عمومی را فراهم می‌کنند [4].

یکی از چالش‌های اساسی در مورد تجزیه‌وتحلیل رسانه-ها/شبکه‌های اجتماعی، کشف خودکار جوامع است [5]. جوامع به‌عنوان گروه‌ها، خوشه‌ها، یا زیرگروه‌ها در موقعیت‌های مختلف می‌باشند و کشف جامعه در یک رسانه اجتماعی و خبری به معنی شناسایی مجموعه‌ای از گره‌ها است که با یکدیگر ارتباطات بیشتری نسبت به سایرین داشته باشند.

اکثر محققان بر این باورند که تشخیص جوامع در شبکه-های اجتماعی با مسائل خوشه‌بندی در داده‌کاوی قابل مقایسه است. خوشه‌بندی در داده‌کاوی نوعی یادگیری بدون نظارت است که هدف آن تقسیم یک مجموعه داده بزرگ به گروه‌های همگن (خوشه) می‌باشد [6]. در حقیقت، کشف یک جامعه می‌تواند داده‌کاوی بر روی گراف‌ها باشد. علاوه بر این، تشخیص جوامع، بزرگ‌ترین حوزه مطالعه از کاربردهای داده‌کاوی در رسانه‌های اجتماعی و خبری است. کاربردهای دیگر مانند گراف کاوی در مراحل اولیه توسعه قرار دارند [7]. روش‌های تحلیل گراف می‌توانند درک عمیق‌تری از ساختار شبکه‌های اجتماعی ارائه نمایند. البته روش‌های مبتنی بر گراف هزینه محاسباتی بالایی از نظر زمان و فضا دارند که استفاده از آنها را در این رابطه محدود می‌نماید [8].

در این پژوهش، هدف اصلی تشخیص جوامع بر اساس موضع افراد در مجموعه‌ای از اسنادی است که در رسانه‌های اجتماعی و خبری منتشر می‌شوند به‌طوری‌که درنهایت افراد در گروه‌های مختلف با مواضع مرتبط خوشه‌بندی می‌شوند. در همین راستا، در این پژوهش شکل بهبود یافته یک روش خاص تشخیص جوامع به نام شناسایی جامعه موضع افراد براساس تحلیل شبکه دوستی ارائه شده است [9]. این بهینه‌سازی در جهت بهبود تشخیص جوامع و افزایش دقت خوشه‌بندی و همچنین کار برروی چالش مقداردهی اولیه و محلی بودن در روش

مذکور است. در نهایت نیز روش پیشنهادی با چند روش دیگر خوشه‌بندی مورد مقایسه قرار گرفته که نتایج آزمایش‌ها نشان دهنده برتری روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها است.

۲- پیشینه تحقیق

اطلاعات رسانه‌های اجتماعی و خبری در قالب داده‌های متنی بدون ساختار مانند پیام‌های چت و اسناد متنی است. استخراج دستی اطلاعات از منابع متنی، که می‌تواند به یک پایگاه داده‌ی ساخت‌یافته و مناسب برای تجزیه‌وتحلیل بیشتر تبدیل شود، به‌ویژه هنگامی‌که داده‌ها حجیم باشند، قطعاً ناکارآمد و گاهی غیر ممکن است. بنابراین، استخراج خودکار اطلاعات یک رویکرد کارآمدتر در داده‌کاوی رسانه‌های اجتماعی برای تشخیص فعالیت‌های مجرمانه و همچنین روابط بالقوه میان شبکه است [10].

یکی از چالش‌های اساسی در مورد تجزیه‌وتحلیل رسانه‌های اجتماعی و خبری، کشف خودکار جوامع است [5]. جوامع به‌عنوان گروه‌ها، خوشه‌ها یا زیرگروه‌ها در مناطق مختلف دیده می‌شوند و کشف جامعه در یک رسانه اجتماعی به معنی شناسایی مجموعه‌ای از گره‌ها است که با یکدیگر ارتباطات بیشتری نسبت به سایرین داشته باشند. تشخیص جوامع در زمینه‌های مختلف در رسانه‌های اجتماعی مانند پیشنهادهای دوست، تقسیم مشتری، استخراج پیوند، رئوس برچسب‌گذاری و تحلیل نفوذ اجتماعی مفید است [11].

تعدادی از آثار به تشخیص جوامع با یک فرض بسیار محکم به نام جامعه اشاره می‌کنند. در یک جامعه، گروهی از رأس‌ها باید از یک ویژگی ساختاری بسیار محکم پیروی کنند. این کار شبیه مسئله معروف داده‌کاوی در تجزیه‌وتحلیل شبکه است (گراف کاوی). بعضی از نمونه‌های الگوریتم گراف کاوی درتعدادی از مقالات ارائه شده است [12] [6] [7] [13]. در تشخیص جامعه، تنها یک ساختار مهم وجود دارد و نتیجه دلخواه فهرستی از تمام گره‌های رأس است که ساختاری را در شبکه تشکیل می‌دهند.

تروساس و همکارانش [14] تشخیص جامعه را برای روابط بین خوشه‌های کاربر در فیس بوک برای آموزش زبان‌ها توصیف کردند. الگوریتم خوشه‌بندی K-means برای تعیین گروهی از کاربران با قابلیت‌ها و سبک‌های یادگیری یکسان، استفاده شد. اطلاعات از داده‌های کاربر استخراج شده و برای استفاده بعدی به یک ساختار قابل‌درک تبدیل می‌گردد. نویسندگان از هفت ویژگی کاربر (مانند سن، جنس و غیره) برای خوشه‌بندی و تجزیه‌وتحلیل استفاده کردند. در نتیجه، مشخص گردید ویژگی‌های فیس بوکی انتخاب‌شده، تعیین‌کننده خوشه‌های مهم و معنا داری بودند.

تحقیق‌های مختلفی در زمینه تشخیص جوامع در شبکه-های اجتماعی صورت گرفته است که در ادامه برخی از آنها بطور خلاصه مورد بررسی قرار می‌گیرند. در تحقیق‌های جداگانه‌ای، چِن و همکارانش [15] [16] به مسئله تشخیص جوامع همت گمارده‌اند. آن‌ها در این راستا، استفاده از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی [17] را معرفی و تشریح کرده‌اند. به بیان مشخص، آن‌ها به بررسی نشانه‌های ورودی‌های بردار ویژه‌ای که با بزرگ‌ترین مقدار ویژه در ارتباط است، پرداخته‌اند تا بتوانند گروه‌های مربوط به موضع افراد را شناسایی نمایند. این روش می‌تواند تنها مباحث و موضوعاتی که دو موضع در آن‌ها مطرح است را تحت پوشش قرار دهد؛ اما در عمل، در بسیاری از موارد، بیش از دو موضع در مباحث و موضوعات مطرح می‌شود.

چن و همکارانش [9] روشی برای شناسایی گروه یا اجتماعات ارائه نمودند که مبتنی بر موضع و جایگاه آنها می‌باشد. به‌موجب آن، به‌طور خودکار و با استناد به سندها و مدرک‌های مورد نظر، یک شبکه‌ی دوستی برای افراد هدف تهیه می‌شود. روش‌های توسعه جامعه و اصلاح جامعه با هدف تعریف جوامعی با مواضع و جایگاه‌های مشخص از افراد هدف در شبکه‌ی دوستی طراحی شده‌اند. همچنین شناسایی افرادی که موضع آن‌ها با موضع هدف نامرتبط است نیز با این روش‌ها قابل انجام است. نتایج حاصل از آزمایش‌ها و تجربیاتی که برمبنای پایگاه‌های داده‌ی واقعی و حقیقی به‌عمل‌آمده است، حاکی از کارآمدی و بهره‌وری مطلوب این روش دارند و نشان می‌دهند که این روش، کارایی بهتری از بسیاری از رویکردهای معروف تشخیص جوامع و الگوریتم‌های خوشه‌بندی دارد.

یادهوتموجو و همکارانش [18] یک روش تشخیص جامعه در یک شبکه استنادی با استفاده از الگوریتم رتبه پیوند ارائه نمودند. مقاله مذکور کاربرد یک الگوریتم تشخیص جامعه در یک شبکه استنادی را توصیف می‌نماید. هدف، تشخیص جوامع بر اساس روابط استنادی و تجزیه‌وتحلیل شباهت‌های موضوعات در هر جامعه است. نتایج آزمایش‌ها

نشان می‌دهند که الگوریتم ارائه شده قادر به شناسایی ۱۰۴۴۲ جامعه از ۱۸۸۵۱۴ گره است. پس از شناسایی جوامع، سه گروه برتر انتخاب شدند (کسانی که بیشترین تعداد اعضا را داشتند) و ۱۰ گره بالاترین امتیاز رتبه صفحه را در هر یک از این جوامع گرفتند. نمونه‌ها نشان می‌دهند که اکثر گره‌ها موضوع مشابهی دارند، اما هنوز گره‌هایی با موضوعات مختلف در یک جامعه مشابه وجود دارد. بررسی‌ها نشان داد که هفتاد درصد از گره‌ها موضوع مشابهی دارند، درحالی‌که سی‌درصد دیگر موضوعات متفاوتی دارند. با این‌وجود، مطالعه مذکور تأیید می‌کند که الگوریتم رتبه پیوند را می‌توان برای تشخیص جامعه در شبکه‌های جهت‌دار مورد استفاده قرار داد.

یک روش تشخیص ناهنجاری آماری بدون ناظر توسط ویسوانات و همکارانش [19] ارائه شده است که برای تشخیص رفتار غیرعادی در افراد کاربرد دارد. مجموعه داده‌های بدون برچسب فیس بوک در این تحقیق استفاده شده است و تعدادی از کاربران جعلی شناسایی شده‌اند. معیار استفاده شده برای جدا نمودن ناهنجاری‌ها و نرمال‌ها مقدار "پسندیدن"[1] کاربران است.

در بسیاری از روش‌ها یک گراف ایجاد شده برای یک رسانه اجتماعی، به گروه‌ها یا جوامع مختلف تقسیم‌بندی می‌شود. این تقسیم بندی به‌وسیله حذف پیوندها از گره‌های مختلف یا به کاربردن الگوریتم‌های خاص خوشه‌بندی یا طبقه‌بندی، انجام می‌شود. برای مثال، ساختارهای جوامع به‌وسیله گیون و نیومن [20] بررسی شده‌اند. جوامع در قالب گروه‌های دوستی مختلفی هستند که در آنها قدرت پیوندها در بین گره‌ها در یک جامعه یا گروه دوستانه متراکم است؛ درحالی‌که در میان گره‌های دیگر خلوت است.

گائو و همکارانش [21] در زمینه‌ی تشخیص پرت‌های جوامع محلی و عمومی بسیار خوب کارکردند. یک روش ساده برای تشخیص پرت‌های جوامع روشی است که برای پرت‌های محلی و سراسری به کار می‌رود. برای مثال الگوریتم تشخیص پرت همسایه مستقیم، برای ناهنجاری‌های محلی، و الگوریتم تشخیص پرت سراسری برای ناهنجاری‌های سراسری به‌کاررفته‌اند. برای اینکه ناهنجاری‌های جوامع تشخیص داده شوند از اطلاعات موجود و هر گره جاری و همسایه‌هایش استفاده می‌گردد که این رویکرد، الگوریتم همسایه جامعه نامیده می‌شود که دو مرحله اطلاعات پیوندهای شبکه و اطلاعات گره‌ها را استفاده می‌کند. اطلاعات پیوندهای شبکه به جزءبندی ساختار شبکه به جوامع مختلف کمک می‌کند. اطلاعات گره‌ها، به تشخیص ناهنجاری‌های انفرادی کمک می‌کند.

گائو و همکارانش [21] یک بهبود درروش بالا به‌وسیله یکپارچه‌سازی شبکه و اطلاعات گره‌ها برای تشخیص ناهنجاری‌های جوامع، ارائه کردند. روش پیشنهاد شده برای الگوریتم تشخیص ناهنجاری جامعه، از مدل ترکیب احتمالی طراحی‌شده برای شی داده چند متغیره (شیء با ویژگی‌های چندگانه) استفاده می‌نماید.

چن و همکارانش [22] یک روش تشخیص جامعه در شبکه‌های پیچیده با استفاده از حذف یال ارائه نموده‌اند. به منظور تشخیص ساختار جامعه در شبکه‌های پیچیده‌تر، الگوریتم جدیدی که به طور تکرار شونده یال‌ها را درجهت محدودیت‌ها حذف می‌کند، در مقاله مذکور ارائه شده است. این الگوریتم ابتدا از قدرت اتصال بین رأس‌ها برای تقسیم شبکه اصلی به برخی از جوامع استفاده می‌کند. همچنین قدرت اتصال بالا با قابلیت پیمانه‌ای بهینه با بهبود فرایند حذف یال را به‌کار می‌گیرد و در نهایت رئوس جدا شده را به جوامع اولیه برای بهینه سازی ساختار جامعه متصل می‌نماید.

یکی از چالش‌ها در تشخیص جوامع، وجود جوامع هم-پوشان است. در مقاله ارائه شده توسط رضوانی و همکارانش [23]، آنها ابتدا کیفیت جوامع هم‌پوشان را بررسی نموده و اثرات جداسازی آنها را نیز مورد توجه قرار می‌دهند. در تحقیق دیگری در رابطه با تشخیص جوامع هم‌پوشان، لیو و همکارانش [24] الگوریتمی دو مرحله‌ای را ارائه نمودند. در مرحله اول جوامع شناسایی شده و در مرحله دوم بر مبنای یک معیار شباهت، گره‌های پرت شناسایی می‌شوند. استفاده از توابع عضویت فازی نیز می-تواند برای تشخیص این جوامع استفاده شود[25] .

مسعودی و همکارانش [26] الگوریتم خفاش چند هدفه را برای تشخیص جامعه در شبکه‌های اجتماعی پویا به کاربرده‌اند. بسیاری از الگوریتم‌های تکاملی برای حل مشکل تشخیص جامعه در شبکه‌های اجتماعی پویا پیشنهاد شده‌اند. بعضی از الگوریتم‌ها نیاز به پارامترهای پیش فرض دارند. دیگران از یک فرآیند تصادفی برای تولید جمعیت اولیه و برای اعمال اپراتورهای الگوریتم استفاده می‌کنند. این روشها فضای جستجو را افزایش می‌دهند و

باعث پیچیدگی فضایی می‌شوند. برای غلبه بر این نقاط ضعف، الگوریتم جدید چند هدفه‌ای با استفاده از الگوریتم انتقال میانگین برای تولید جمعیت اولیه برای به دست آوردن راه حل‌های با کیفیت بالا پیشنهاد شده است.

در شبکه‌های بزرگ و پیچیده، دست‌یابی به اطلاعات سراسری شبکه به منظور تشخیص جوامع بسیار دشوار یا حتی در بعضی موارد غیر ممکن است. در نتیجه از روش-های تشخیص جوامع محلی برای این منظور استفاده می-شود. در تازه‌ترین تحقیق انجام شده توسط لو و همکارانش [27] یک روش تشخیص جوامع محلی با استفاده از اطلاعات نزدیک‌ترین گره‌ها با مرکزیت بالا معرفی شده است. در زمینه تشخیص جوامع محلی، لو و همکارانش در ضمن تشکیل جامعه، به صورت پویا بر آن نظارت کرده و تابع عضویت مناسب را پیشنهاد می‌دهند [28].

روش‌های مبتنی بر جمعیت نیز برای تشخیص جوامع مورد استفاده قرار می‌گیرند. در تحقیقی که اخیرا توسط ون و همکارانش صورت گرفته [29]، چالش هم‌پوشانی جوامع در روش‌های تشخیص جوامع مورد بررسی قرار گرفته است. آنها از چند معیار و تابع چند هدفه برای تشخیص هم‌پوشانی در یک الگوریتم تکاملی مبتنی بر جمعیت استفاده نمودند. در بین الگوریتم‌های تکاملی تشخیص جامعه، استفاده از الگوریتم وال است که توسط زانگ و همکارانش اخیرا ارائه گردیده است[30] .

در مقاله ارائه شده توسط پن و همکارانش [31]، روشی برای تشخیص جوامع ارائه شده است که از یک معیار شباهت محلی برای شناسایی نزدیک‌ترین همسایه‌های هر گره استفاده می‌نماید. سپس با ترکیب زوج گره‌ها زیرگراف‌های مرتبطی را ایجاد می‌کند و در نهایت جوامع را ایجاد می‌کند.

پژوهش حاضر، به بررسی مسئله‌ی تشخیص جامعه یا گروه افراد هدف (برمبنای موضع آن‌ها) می‌پردازد تا درنهایت بتواند افراد هدف را در جوامع با مواضع یکسان، به‌صورت بهینه‌سازی شده خوشه‌بندی نماید.

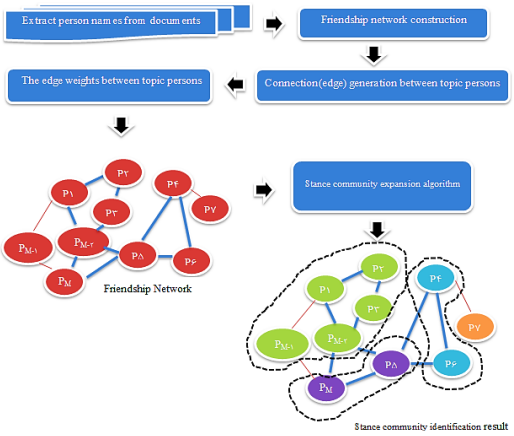
۳- روش پیشنهادی

در این بخش روش پیشنهادی تشریح خواهد شد، که به‌موجب آن افراد هدفی که نام آن‌ها در مجموعه‌ای از اسناد آورده شده است، براساس یک تابع برازندگی و ساختار الگوریتم ژنتیک خوشه‌بندی خواهند شد. به این منظور ابتدا یکی از روش‌های تشخیص جوامع معرفی می‌شود. روش مذکور که توسط چن و همکاران ارائه شده است [9] ، تشخیص جامعه موضع افراد هدف با استفاده از تحلیل شبکه‌ی دوستی نام دارد که در این مقاله از آن برای ایجاد شبکه دوستی اولیه استفاده شده است تا در مراحل بعدی بهینه‌سازی بر روی آن انجام شود. در این روش، افرادی که نام آن‌ها در مجموعه‌ای از اسناد هدف آورده شده، در جوامعی با مواضع مرتبط خوشه‌بندی می‌شوند. این روش به این دلیل انتخاب شده است که خوشه‌بندی افراد براساس موضع آن‌ها در یک مجموعه از اسناد را به شکل مناسبی انجام می‌دهد بطوری که قابلیت بهبود بیشتر و بهینه‌سازی آن وجود دارد. اگرچه این روش انتخابی برای ایجاد شبکه دوستی اولیه بهترین روش نمی‌باشد، ولی انتخاب آن برای استفاده در روش پیشنهادی در این تحقیق با هدف نشان دادن قابلیت روش پیشنهادی برای بهینه-سازی در چنین مسائلی است. نتایج حاصل از آزمایش‌ها که برمبنای پایگاه‌های داده‌ی واقعی به‌دست آمده‌اند، حاکی از کارآمدی و بهره‌وری مطلوب روش پیشنهادی نسبت به روش پایه و دیگر روش‌های تشخیص جوامع است و نشان می‌دهد که این روش، کارایی بهتری نسبت به بسیاری از رویکردهای معروف تشخیص جوامع و الگوریتم‌های خوشه‌بندی دارد.

۳-۱- معرفی روش تشخیص جوامع SCIFNET

در این روش تشخیص موضع افراد جامعه، آنهایی که نام آن‌ها در اسناد هدف آورده شده است، در جوامعی با مواضع یکسان طبقه‌بندی می‌شوند. شکل ۱ معماری این روش را نشان می‌دهد که از سه بخش تشکیل‌شده است: ساختار شبکه‌ی دوستی، توسعه جامعه موضع و اصلاح جامعه موضع. به بیان مشخص، روش مذکور ضمن استناد به یک مجموعه از اسناد و اخبار که گزارش‌هایی پیرامون یک مبحث با جوامع موضع خاص در آن‌ها آمده است، افراد هدف نامبرده در اسناد و اخبار را تشخیص می‌دهد. متعاقباً، یک شبکه‌ی دوستی برای افراد هدف ساخته می‌شود که مبتنی بر وقوع هم‌زمان نام افراد در اسناد و گرایش مواضع آن‌ها است. سپس، فرآیند توسعه جامعه موضع روی می‌دهد که به‌موجب آن، شناسایی جامعه موضع افراد هدف مانند یک فرآیند تشخیص جامعه تلقی می‌شود و گروه‌های موضع مشخص به‌طور مکرر در شبکه‌ی دوستی تکرار

می‌گردند. در مرحله‌ی آخر، الگوریتم اصلاح جامعه شروع به کارکرده و نتیجه‌ی شناسایی را بر طبق یک تابع هدف، بهبود می‌بخشد.



شکل ۱:ساختار روش پایه تشخیص جامعه [9]

۱-۱-۳- ساخت یک شبکه‌ی دوستی

فرض کنید که $D = \{d_1. d_2. \ldots. d_3\}$ مجموعه‌ای از اسناد و اخبار هدف است و $P = \{p_1. p_2. \ldots. p_M\}$ یک مجموعه از افراد هدف می‌باشد که نام آن‌ها در مجموعه‌ی D آمده است. طی فرآیند ساخت شبکه‌ی دوستی، یک شبکه‌ی دوستی با عنوان $G = \{P. E\}$ ساخته می‌شود که در آن، افراد هدف موجود در مجموعه P، گره‌های شبکه را تشکیل می‌دهند؛ و $E = (p_i. p_j)$ مجموعه‌ای از یال‌ها است که گرایش‌های دوستی افراد هدف را نشان می‌دهد (یعنی اینکه آیا رابطه‌ی میان افراد هدف، دوستانه است یا مخالفانه). به‌طورمعمول، کشف گرایش‌های دوستی از روی متون دشوار است. بااین‌حال، هریس[۲] [32] به این نتیجه رسیده است که واحدهای متنی با معانی متناقض و مغایر به‌ندرت در یک بافت مشابه ظاهر می‌شوند. علاوه بر آن، کانایاما و ناسوکاوا[۳] [33] نیز ثابت کرده‌اند که واحدهای متنی با گرایش‌های مشابه، درکنار یکدیگر ظاهر می‌شوند تا بافت را منسجم سازند. براین اساس، ضریب همبستگی[۴] [34] که وقوع هم‌زمان درجه‌ی افراد هدف در D را ارزیابی می‌کند، احتمالاً یک معیار یا شاخص مطلوب برای اکتشاف گرایش دوستی میان افراد هدف خواهد بود. بااین‌حال، اسناد هدف گاهی مسائل جنجال‌برانگیز را تحت پوشش قرار می‌دهند. در این اسناد و اخبار، افراد با مواضع مختلف به‌شکلی یکدیگر را مورد انتقاد قرار می‌دهند. بنابراین تنها ضمن لحاظ کردن وقوع هم‌زمان درجه‌ی افراد هدف در D، میزان دوستی رقبا بیش‌ازحد واقعی و عملکرد تشخیص جامعه موضع، کمتر از حد واقعی نشان داده می‌شود. افراد هدفی که نام آن‌ها مکرراً در اسناد و اخبار مربوط به روابط موافق (مخالف) در کنار یکدیگر ظاهر می‌شوند، احتمالاً یک رابطه‌ی دوستانه (مخالفانه) دارند. روش پایه انتخابی، برای تعیین کمیت گرایش موضع در یک متن یا سند هدف، از روش تِرنی و لیتمَن[۵] [35] استفاده نموده و ارزش(وزن) موضع، براساس رابطه (۱) محاسبه می شود:

(۱)

در این عبارت، SW_d نشان‌دهنده وزن یا ارزش موضع در سند D است؛ Fwords و Owords به ترتیب مجموعه‌های لغات با مفاهیم دوستانه و مخالف را نشان می‌دهند که توسط متخصصان زبان‌شناسی شناسایی‌شده‌اند. تابع $count(word_i. word_j)$ تعداد اسناد و اخباری که در آن‌ها، $word_j$ و $word_i$ به‌طور هم‌زمان ظاهرشده‌اند را محاسبه می‌کند. اساساً، در این معادله از اطلاعات دوسویه‌ی نقطه‌به‌نقطه[۶] (PMI) برای محاسبه وزن موضع یک سند استفاده شده است. وزن موضع SW_d مثبت خواهد بود اگر محتوای D ارتباط قوی و فراوانی با Fwords داشته باشد. چن و همکاران [9]، ضریب همبستگی موضع محور (SOCOR) زیر را که مقدار/ ارزش یا وزن موضع را در ضریب همبستگی تلفیق می‌کند، طراحی کرده‌اند (رابطه ۲):

$$A = \left[\sum_{d \in D_{friendly}} SW_d * (p_{i.d} - \bar{p}_{i.friendly}) * (p_{j.d} - \bar{p}_{j.friendly}) + \sum_{d \in D_{opposing}} SW_d * (p_{i.d} - \bar{p}_{i.opposing}) * (p_{j.d} - \bar{p}_{j.opposing}) \right]$$

$$B = \sqrt{\sum_{d \in D_{friendly}} \left[\sqrt{SW_d} * (p_{i.d} - \bar{p}_{i.friendly})\right]^2 + \sum_{d \in D_{opposing}} \left[\sqrt{|SW_d|} * (p_{i.d} - \bar{p}_{i.opposing})\right]^2}$$

$$C = \sqrt{\sum_{d \in D_{friendly}} \left[\sqrt{SW_d} * (p_{j.d} - \bar{p}_{j.friendly})\right]^2 + \sum_{d \in D_{opposing}} \left[\sqrt{|SW_d|} * (p_{j.d} - \bar{p}_{j.opposing})\right]^2}$$

$$SOCOR(p_i.p_j) = \frac{A}{B * C} \quad (۲)$$

در این عبارت $D_{friendly} \subseteq D$ نشان‌دهنده‌ی مجموعه‌ای از اسناد هدف است که مقدار یا ارزش موضع آن‌ها مثبت است؛ $D_{opposing} \subseteq D$ مجموعه‌ای از اسناد هدف را نشان می‌دهد که مقدار یا ارزش موضع آن‌ها منفی است؛ و $\bar{p}_{i.friendly}$ و $\bar{p}_{i.opposing}$ بسامدهای میانگین P_i را نشان می‌دهند که به ترتیب در $D_{friendly}$ و $D_{opposing}$ ظاهر شده‌اند. بازه‌ی $SOCOR(p_i.p_j)$ نیز همانند ضریب همبستگی، معادل [1 ,1-] است. اگر وقوع هم‌زمان p_i و p_j در D مستقل از یکدیگر باشد، مقدار برابر با صفر لحاظ می‌شود. اما اگر p_i و p_j تمایل داشته باشند و به‌طور هم‌زمان در اسناد حاکی از روابط دوستانه (یا مخالف) حضور یابند، آنگاه $SOCOR(p_i.p_j)$ مثبت (یا منفی) خواهد بود. چن و همکاران [9] سپس، گرایش دوستی را با توجه به ضریب همبستگی موضع محور بررسی و تعریف نموده‌اند.

طبق تعریف اگر $p_i \in P$ باشد، همسایه‌های دوست p_i با نماد $\Gamma_{friendly}(p_i)$ نشان داده می‌شوند. همچنین همسایه‌های مخالف p_i با نماد $\Gamma_{opposing}(p_i)$ نشان داده می‌شوند.

استحکام و قدرت همسایگی مشترک دوستانه میان p_i و p_j با نماد $\gamma(p_i.p_j)$ نشان داده می‌شود و با استفاده از ضریب ژاکارد[۷] بدست می‌آید. قدرت و استحکام همسایگی مشترک مخالف میان p_i و p_j توسط $\omega(p_i.p_j)$ نشان داده می‌شود که این نیز با استفاده از ضریب ژاکارد محاسبه می‌شود.

قدرت و استحکام دوستی که با نماد $\delta(p_i.p_j)$ نشان داده می‌شود، نشان‌دهنده وزن یال $(p_i.p_j)$ می‌باشد و براساس رابطه ۳ محاسبه می‌شود:

$$\delta(p_i.p_j) = \begin{cases} (SOCOR(p_i.p_j)+1)^{\frac{\gamma(p_i.p_j)+\omega(p_i.p_j)}{2}+\beta} \\ .if\ SOCOR(p_i.p_j) > \theta \\ \delta(p_i.p_j) = -(|SOCOR(p_i.p_j)| \\ +1)^{\left(1-\frac{\gamma(p_i.p_j)+\omega(p_i.p_j)}{2}\right)+\beta} \\ .if\ SOCOR(p_i.p_j) < -\theta \end{cases} \quad (۳)$$

در رابطه (۳) اگر رابطه بین p_i و p_j دوستانه باشد یعنی $SOCOR(p_i.p_j) > \theta$ در این صورت افزایش مقدار توان (γ قدرت دوستی همسایگی و ω قدرت عدم دوستی یا تضاد همسایگی) باعث افزایش قدرت دوستی می‌شود. و برعکس در حالت عدم دوستی یا تضاد یعنی $SOCOR(p_i.p_j) < -\theta$ قدرت دوستی منفی خواهد بود که نشانه قدرت عدم دوستی یا تضاد است.

۲-۱-۳- توسعه جامعه موضع

شکل۲ یک نمونه از توسعه جامعه موضع و شکل ۳، نمودار الگوریتم توسعه جامعه را نشان می‌دهد. در نمودار شکل ۳، نماد $P_{unlabeled}$ نشان‌دهنده یک مجموعه از گره‌های بی‌نشان است (یعنی افراد هدف). در ابتدا داریم: $P_{unlabeled} = P$ ، یعنی تمام گره‌ها فاقد نشان هستند. این الگوریتم، گره‌های K را به‌طور تصادفی به‌عنوان دانه‌های جوامع موضع انتخاب کرده و به‌صورت تکرارشونده، جوامع را ضمن ادغام گره‌های بی‌نشان توسعه می‌بخشد.

در هر بار تکرار، یک مجموعه از گره‌های بی‌نشان U که مستقیماً به یک گروه متصل هستند، شناسایی می‌شود:

$$(U = \{p_i \in P_{unlabeled} | (p_i.p_j) \in E.\, p_j \in c_k.\, 1 \le k \le k\})$$

هر گره‌ی p_i در U متعاقباً باهدف شناسایی یک نشان مناسب برای گروه، مورد بررسی قرار می‌گیرد. فرض کنید Z_i نشان‌دهنده مجموعه گروه‌هایی باشد که گره‌ی بی‌نشان p_i به‌طور مستقیم با آن‌ها در ارتباط است؛ این بدان معناست که خواهیم داشت:

$$Z_i = \{c_k | (p_i.p_j) \in E.\, p_j \in c_k.\, 1 \le k \le k\}$$

به‌عنوان‌مثال Z_4 که در شکل ۲ نشان داده‌شده است، گروه‌های c_1 و c_2 را تشکیل می‌دهد. چن و همکاران [16] ، امتیاز ادغام برای هر گروه c_k در Z_i را به‌صورت رابطه ۴ محاسبه می‌نمایند:

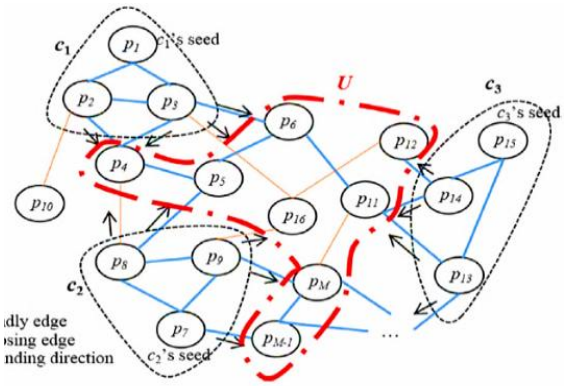
$$ms_{i.k} = \sum_{p_j \in c_k.(p_i.p_j) \in E} \delta(p_i.p_j) \quad (۴)$$

در این رابطه، $ms_{i.k}$ نشان‌دهنده امتیاز ادغام p_i با c_k است. اساساً امتیاز ادغام یا همجوشی حاصل جمع وزن یال‌های مرتبط با p_i با جامعه موضع c_k است. ادغام p_i با یک گروه که امتیاز ادغام مثبت دارد، باید یک گروه با مواضع یکپارچه و منسجم به دست دهد. زمانی که بیش از یک گروه دارای امتیاز ادغام مثبت باشند، الگوریتم اقدام به ادغام p_i با آن گروهی می‌کند که حداکثر امتیاز ادغام را به خود اختصاص داده است. این مورد قابل اثبات خواهد بود که این عمل بیشترین بازدهی را برای تابع هدف به همراه دارد. به این نکته توجه داشته باشید که اگر اکثر گره‌ها در c_k یک رابطه مخالف با p_i داشته باشند، امتیاز ادغام منفی

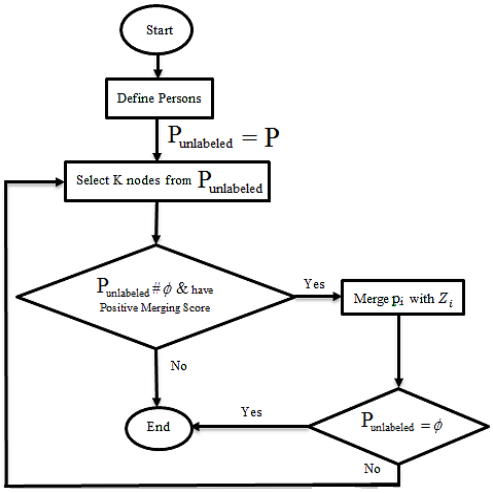
خواهد بود. ازآنجایی‌که ادغام p_i با یک گروه دارای موضع مخالف چندان مناسب نیست، این الگوریتم عملیات ادغام را مجدداً تکرار می‌کند؛ به شرطی که حداکثر امتیاز ادغام، منفی باشد. الگوریتم مذکور، گروه را به‌طور مکرر توسعه می‌بخشد؛ تا زمانی که تمام گره‌های بی‌نشان در شبکه‌ی دوستی، ادغام‌شده باشند یا هیچ گره‌ی بی‌نشانی دارای امتیاز ادغام مثبت با هیچ گروهی نباشد. سپس، یک نتیجه‌ی شناسایی گروه به دست خواهد آمد که با استفاده از الگوریتم اصلاح جامعه موضع (شکل ۳)، اصلاح می‌گردد.

۳-۱-۳-اصلاح جامعه موضع

الگوریتم توسعه جامعه موضع به‌طور تکرارشونده، گروه‌ها را از گره‌های دانه، توسعه و گسترش می‌دهد. در برخی از موارد، یک گره با یک گروه ادغام می‌شود، صرفاً به این دلیل که به دانه‌ای از آن گروه نزدیک باشد، حال آنکه بهتر است که با یک گروه دیگر ادغام شود. علاوه بر آن، نتیجه‌ی توسعه و گسترش، وابستگی بسیار زیادی به کیفیت دانه‌ها دارد. به‌منظور کمینه سازی اثر مسئله‌ی ادغام زودرس و کاهش تأثیر مقداردهی اولیه به دانه، الگوریتم پیشنهادی در این مقاله برای اصلاح یا پالایش جوامع موضع طراحی‌شده است. این الگوریتم، گروه‌ها را به‌طور تکرارشونده اصلاح می‌کند.



شکل ۲: نمونه از توسعه جامعه موضع [16]



شکل ۳: نمودار الگوریتم توسعه جامعه موضع [16]

در الگوریتم پیشنهادی در هر بار تکرار، یک مجموعه از گره‌های مرزی با عنوان $P_{boundary} \subseteq P$ تعریف می‌شوند. هر گره از $P_{boundary}$ به یک گروه از مواضع تعلق داشته و به تعدادی گروه دیگر متصل است. به‌عبارت‌دیگر:

$$P_{boundary} = \{p_i | (p_i . p_j) \in E . p_i \in c_m . p_j \in c_n . m \neq n\}$$

صادق است. این الگوریتم، هر گره‌ی مرزی را مجدداً در آن جامعه موضع که بیشترین امتیاز ادغام را دارد، ادغام می‌کند. بدین طریق تازمانی‌که $P_{boundary}$ خالی‌شده یا نتیجه‌ی شناسایی به ثبات برسد، گره‌های مرزی، شناسایی و خوشه‌بندی خواهند شد. اساساً، الگوریتم اصلاح جامعه پیشنهادی یک الگوریتم بالارونده است؛ چراکه نتیجه‌ی شناسایی را به‌طور تکرارشونده بهبود می‌بخشد. در الگوریتم پیشنهادی، با ایجاد هر جمعیت جدید از روی جمعیت قبلی، اعضایی که مقدار تابع هدف آنها بیشترین مقدار است عینا به جمعیت بعدی منتقل می‌شوند. به این ترتیب احتمال از دست دادن اعضایی از جمعیت فعلی که ممکن است بتوانند مقادیر مطلوب‌تری برای تابع هدف در نسل-های بعدی تولید کنند وجود نخواهد داشت. بنابراین انتظار می‌رود در جمعیت‌های بعدی تابع هدف غیر نزولی باشد.

۳-۲-چارچوب الگوریتم پیشنهادی

بر طبق روش پیشنهادی، افرادی که نام آن‌ها در اسناد هدف آورده شده است، در جوامعی با مواضع یکسان طبقه‌بندی می‌شوند. شکل ۴، معماری روش پیشنهادی را نشان می‌دهد که از سه بخش تشکیل‌شده است: ساختار شبکه‌ی دوستی، ساختار الگوریتم ژنتیک (مقداردهی اولیه، ادغام، جهش و تابع برازندگی) و جامعه افرادی که تشخیص

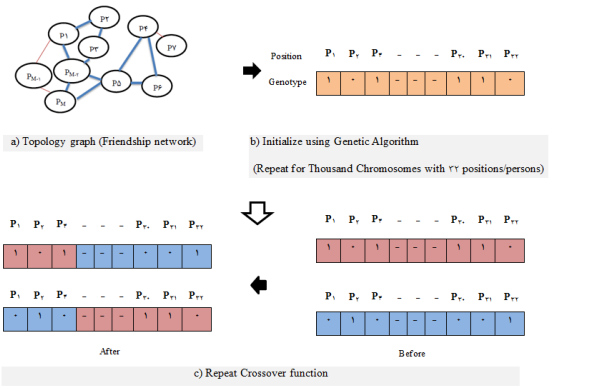
داده شده‌اند. به بیان مشخص، روش مذکور ضمن استناد به یک مجموعه از اسناد و اخبار که گزارش‌هایی پیرامون یک مبحث در آن‌ها آمده است، افراد هدف نامبرده در اسناد و اخبار را تشخیص می‌دهد. یک شبکه‌ی دوستی برای افراد هدف ساخته می‌شود که مبتنی بر وقوع هم‌زمان نام افراد در اسناد و گرایش مواضع آن‌ها است. شبکه دوستی به‌عنوان جزئی از ساختار الگوریتم ژنتیک تعریف می‌شود. به بیان واضح‌تر، رابطه دلتا (رابطه ۳)، که نشان‌دهنده قدرت و استحکام دوستی است و به‌نوعی شبکه دوستی را ایجاد می‌نماید به‌عنوان جزئی از تابع برازندگی در ساختار الگوریتم ژنتیک مورد استفاده قرار می‌گیرد. سپس، ماتریس نام افراد به‌عنوان جمعیت اولیه در ساختار الگوریتم ژنتیک ایجاد و پس از اجرای توابع ادغام و جهش و ایجاد جمعیت‌های بعدی، این جمعیت‌ها توسط تابع برازندگی مورد ارزیابی قرارگرفته و بهترین ساختار کروموزوم (بردار)، به‌عنوان ماتریس نهایی انتخاب‌شده که در آن مشخص می‌شود افراد متعلق به چه جامعه‌ای هستند.

شکل ۴ روش ایجاد اعضای جمعیت و ایجاد جمعیت بعدی را نمایش می‌دهد و شکل ۵ الگوریتم روش پیشنهادی را نشان می‌دهد که بر طبق آن، افرادی که نام آن‌ها در اسناد هدف آورده شده است، در جوامعی با مواضع یکسان طبقه‌بندی می‌شوند. در این الگوریتم، ۳۲ شخص به‌عنوان یک ماتریس ۳۲ عضوی وارد ساختار الگوریتم ژنتیک می‌شوند. سپس تعداد بردارهای کروموزوم مشخص می‌گردد. اندازه جمعیت ۱۰۰۰ کروموزوم در نظر گرفته شده است که در تمام آزمایش‌ها ثابت است. هر کروموزوم ۳۲ عضو دارد (به تعداد اشخاص). در ادامه درصد ادغام‌ها و جهش‌ها مشخص می‌گردد. در الگوریتم شکل ۴ تعداد ۳۰۰ نسل تولید می‌شود که این تعداد در آزمایش‌ها ثابت درنظر گرفته شده است.

در مرحله بعد الگوریتم، رابطه بهینه‌سازی براساس رابطه دلتا تشکیل می‌گردد که همان تابع برآزندگی است. رابطه (۵) که همان تابع برازندگی الگوریتم پیشنهادی است به جهت تشخیص یک جامعه منسجم طراحی گردیده است.

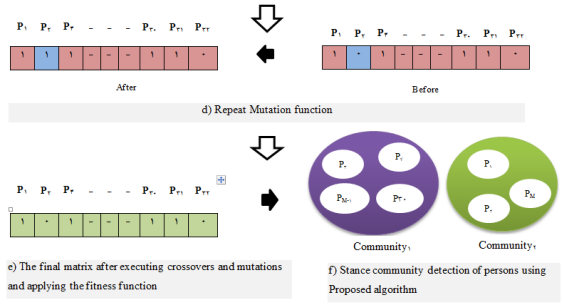
$$\text{Fittness function} = \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m}\delta(i.j) + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\delta(i.j) - 2 * \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\delta(i.j) \qquad (۵)$$

در این رابطه m تعداد افراد کلاس اول و n تعداد افراد کلاس دوم است. برای هر کروموزوم در هر نسل این رابطه تشکیل و خوشه‌بندی انجام می‌شود. لازم به ذکر است رابطه (۵) برای مسائلی با دو خوشه طراحی شده است. در صورت نیاز می‌توان این رابطه را برای مسائلی با چند خوشه توسعه داد. با توجه به اینکه آزمایش‌ها در



شکل ۴: معماری الگوریتم پیشنهادی جهت تشخیص جامعه موضع افراد

در این رابطه اشخاصی که در کلاس اول هستند و با یکدیگر رابطه دارند (با موضع یکسان هستند) با سایر اشخاص همان کلاس مقدارشان جمع می‌شود. در عبارت دوم تابع مذکور نیز همین روال برای افراد کلاس دوم اتفاق



می‌افتد. در عبارت سوم چون هدف بیشینه‌سازی است باید افرادی که در دو کلاس مختلف هستند مقدارشان براساس رابطه دلتا کاهش یابد پس یک مقدار منفی قبل از عبارت سوم درج می‌گردد و به دلیل اینکه دو کلاس وجود دارد در یک ضریب ۲ نیز ضرب می‌شوند.

در ادامه تابع ادغام انجام می‌شود که در آن، به‌طور تکرارشونده، دو کروموزوم (احتمال انتخاب کروموزوم‌ها با برازندگی بالاتر بیشتر است) انتخاب و ترکیب می‌شوند. در این تابع نوع ادغام، از نوع ادغام با یک نقطه قطع است و روش انتخاب کروموزوم‌ها به روش چرخ رولت می‌باشد. در ادامه الگوریتم پیشنهادی، جهش انجام می‌شود. در جهش به‌طور تکرارشونده، یک کروموزوم به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شود و دو فیلد از آن به‌صورت تصادفی تعویض می‌شود. پس‌ازانجام توابع ادغام و جهش و تولید نسل‌های جدید، بهترین کروموزوم بر اساس تابع برازندگی انتخاب می‌شود. درنهایت خروجی یک بردار است که به هر خانه مقدار ۰ یا ۱ نسبت داده که مشخص می‌کند هر شخص به کدام کلاس مربوط می‌شود(کلاس اول یا کلاس دوم).

جدول1: آمار نوشته‌های ارزیابی‌شده

topic	Number
# of topic documents	74
# of extracted topic persons	54
# of evaluated topic persons	32

Proposed algorithm

$P = P_{persons}$

The input of the genetic algorithm is the number of persons based on their position

$P_{persons} = ۳۲$

$Maxiter = ۳۰۰$ // Maximum number of replicas of the genetic algorithm

//Create a genetic algorithm structure

While $(Maxiter)$ **do**

// According to ۳۲ Persons, the chromosome vectors (popsize) are ۳۲- membered (nvar/$P_{persons}$)

//Determine percentage of crossover (pc) and mutations(pm) for the genetic algorithm

$popsize = ۱۰۰۰ \quad nvar = P \quad pc = ۰.۷$

$ncross = ۲ * (\frac{popsize * pc}{۲})$

$pm = ۱ - nvar$

$nmut = popsize * pm$

// Optimization relationship: Based on the delta matrix, the relation is as follows:

$$\text{Fittness function} = \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m}\delta(i,j) + \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\delta(i,j) - ۲ * \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\delta(i,j)$$

//m: is the number of first-class people and n: is the number of second-class people. For each // chromosome in each generation, this relationship is formed and clustering is done.

//Carry out the crossover: the probable selection of ۲ chromosomes (the probability // of chromosomes selection with higher fitness is higher) and their composition

// Carry out the mutation:Choosing a completely random chromosome // and replacing two houses together

//Select the best chromosomes for the next generation and perform // crossovers and mutations to the specified number of repetitions

End while

Return

$C_1 = \{P_1, P_2, \ldots, P_m\}, C_2 = \{P_2, P_3, \ldots, P_n\}$

//The output is a vector that assigns a value of ۰ or ۱ to each position, which specifies which Persons are related to which class.

شکل ۵: الگوریتم پیشنهادی جهت تشخیص جامعه موضع افراد

۴- آزمایش‌ها

در این بخش، مجموعه داده‌های مورد استفاده در آزمایش‌ها معرفی خواهد شد؛ عملکرد روش پیشنهادی با روش SCIFNET و برخی دیگر از روش‌های خوشه‌بندی در رابطه با تشخیص جوامع مقایسه خواهد شد. متعاقباً، یکی از نتایج تشخیص جامعه که توسط روش پیشنهادی تشخیص داده‌شده است، معرفی می‌شود.

۴-۱- مجموعه داده تشخیص جوامع موضع افراد، یک حوزه پژوهشی نسبتاً جدید به شمار می‌آید. در این پژوهش از یک مجموعه داده با عنوان Kroa که شامل ۷۴ سند و اخبار مرتبط با آن است که همه‌ی آن‌ها از رسانه خبری Google News دانلود شده‌اند، استفاده گردید. مباحث و موضوعات جمع‌آوری‌شده، حوزه‌ی مسائل سیاسی را پوشش می‌دهند. بعلاوه، از برخی متخصصان انسانی نیز درخواست گردیده است تا اسناد غیر مرتبط را به‌صورت دستی از مجموعه جدا کنند تا اطمینان حاصل گردد که اسناد تحت بررسی، کاملاً با موضوعات تناسب دارند. برای استخراج نام افراد هدف که در اسناد هدف آمده‌اند، قطعه کدی نوشته شده است. فراوانی نام افراد هدف (λ)، به میزان ۶۰ درصد از فراوانی کل اسامی هدف استخراج‌شده مشخص گردید. میانگین تعداد اسامی بررسی‌شده تحت هر وضعیت از (λ) در جدول ۱ نشان داده شده است.

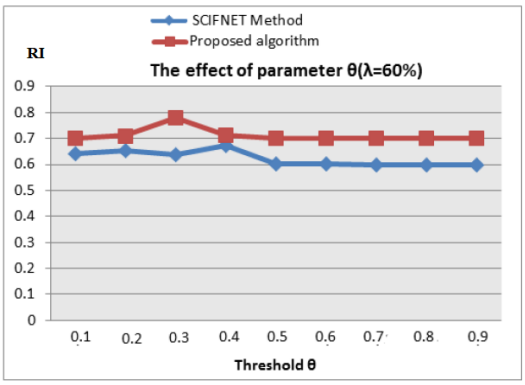
برای ارزیابی عملکرد، از شاخص رَند[۸] که یک معیار ارزیابی خوشه‌بندی بسیار مهم است استفاده شده است [17]؛ زیرا در این روش، گروه‌های مختلف افراد هدف در خوشه‌های مختلف دسته‌بندی می‌شوند. شاخص رَند، درصد تمام جفت‌های افراد را که به‌طور صحیح خوشه‌بندی‌شده‌اند نشان می‌دهد (یعنی اگر دو فرد با موضع یکسان در یک گروه واقع شده باشند یا دو فرد با مواضع مختلف در دو گروه مختلف قرارگرفته باشند). رابطه ۶ روش محاسبه این شاخص را نشان می‌دهد [17].

$$RI = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \qquad (۶)$$

در این رابطه TP تعداد افراد با مواضع یکسان که به درستی خوشه بندی شده‌اند، TN تعداد افراد با مواضع متفاوت که به درستی در خوشه‌های مختلف قرار داده شده‌اند، FP تعداد افراد با مواضع یکسان که به اشتباه خوشه بندی شده‌اند و FN تعداد افراد با مواضع متفاوت که به اشتباه خوشه بندی شده‌اند را نشان می‌دهد. هرچه امتیاز شاخص رَند نیز بیشتر باشد، کیفیت خوشه‌بندی بالاتر است. لازم به ذکر است رابطه (۶) برای مسائلی با چند کلاستر نیز قابل استفاده است. توضیح روش به‌کار گیری آن برای چنین مسائلی در این مرجع آمده است [17]. ازآنجایی‌که الگوریتم توسعه جامعه مواضع، وابستگی بسیار زیادی به مقدار اولیه‌ی دانه‌ی گروه دارد و نیز روش پیشنهادی پژوهش وابسته به معیارهای تصادفی است، این روش با مقادیر تصادفی ده بار تکرار می‌شود. مقادیر شاخص رَند برای موضوع Korea تحت بررسی، میانگین‌گیری می‌شوند تا عملکرد کلی روال تشخیص، مشخص گردد.

۲-۴- ارزیابی نتایج

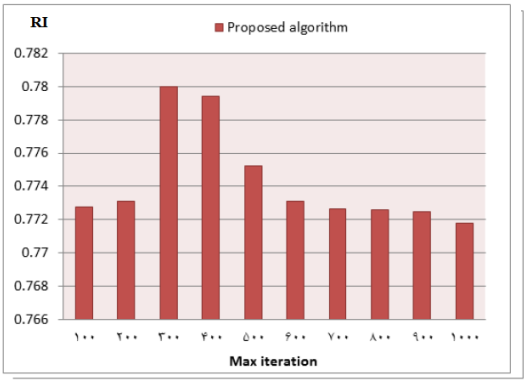
در ابتدا، پارامتر θ که نشان‌دهنده‌ی آستانه‌ی گرایش دوستی است و برای تعیین یال‌ها در یک شبکه‌ی دوستی کاربرد دارد در نظر گرفته می‌شود. در این آزمایش، θ بین ۰,۱ تا ۰,۹ لحاظ می‌شود. جدول ۲، فهرست‌های Fwords و Owords را که توسط متخصص زبان‌شناسی تألیف و گردآوری شده‌اند، نشان می‌دهد [16] (یادآوری: Fwords و Owords به ترتیب مجموعه‌های لغات با مفاهیم دوستانه و مخالف را نشان می‌دهند که در رابطه‌ی ۱ به کار برده شده‌اند). از جدول مذکور در پیاده‌سازی‌ها و آزمایش‌های روش پیشنهادی و روش پایه استفاده شده است. فهرست لغات نشان‌دهنده مواضع، مورد استفاده‌ی ضریب همبستگی موضع محور بوده و برای محاسبه وزن یا ارزش موضع در یک سند هدف کاربرد دارد. پارامتر β که برای محاسبه قدرت و استحکام دوستی به کار می‌رود نیز برابر با ۱ در نظر گرفته می‌شود. شکل۶، مقادیر شاخص رَند را تحت شرایط مختلف θ و λ نشان می‌دهد.



شکل ۶: دقت الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم SCIFNET

درروش پیشنهادی، امتیاز اندازه‌ها نیز به‌صورت یک‌روال خطی پیش می‌رود و فقط در $\theta = 0.3$ افزایش می‌یابد که احتمالاً به دلیل ماهیت تصادفی بودن الگوریتم ژنتیک است. در روش پایه مقدار پایین λ نشان‌دهنده آن است که روال تشخیص جوامع موضع، دشوار است چرا که در این شرایط، فراوانی اسامی هدف در فرآیند شناسایی بسیار اندک است [16]. از آنجایی‌که روال ساخت یک شبکه دوستی با استناد به وقوع نام افراد در اسناد و اخبار هدف طی می‌شود، شمول نام افراد با فراوانی اندک می‌تواند کیفیت شبکه را کاهش داده و درنتیجه بر عملکرد تشخیص اثر بگذارد. اساساً، مقدار دو اندازه مذکور با افزایش مقدارθ افزایش پیدا می‌کند زیرا θ با مقدار بالا می‌تواند روابط نه‌چندان مهم میان افراد را پالایش و جداسازی کند تا کیفیت شبکه ارتقا یابد. زمانی که θ بالاتر از ۰,۴ باشد، امتیاز اندازه‌ها به‌تدریج افت پیدا می‌کند. در این شرایط میان گره‌ها نیز ارتباط و پیوندی شکل نمی‌گیرد. درنتیجه شبکه‌ی دوستی، به‌قدری کم تراکم خواهد بود که ارتباطات اطلاعاتی میان افراد، بازنمایی نمی‌شود و عملکرد شناسایی گروه چندان باکیفیت نخواهد بود.

با توجه به اهمیت تعداد تکرار (شرط پایان) الگوریتم ژنتیک در روش پیشنهادی، شکل ۷ مقادیر شاخص رَند را تحت شرایط $\theta = 0.3$، $\beta = 1$ با تعداد تکرارهای مختلف از الگوریتم ژنتیک نشان می‌دهد. با توجه به شکل مذکور و نتایج آزمایش‌ها تعداد تکرار سیصد مرتبه بهترین نتیجه را در بر خواهد داشت.



شکل ۷ : دقت الگوریتم پیشنهادی تحت تاثیر تکرار الگوریتم ژنتیک

در ادامه، روش پیشنهادی با روش پایه و با شش روش دیگر تشخیص جامعه به نام روش‌های FastModularity [36]، SCAN[37]، [38] FEC، CODA[21]، SM[39] و دو روش شناخته شده خوشه‌بندی K-means و HAC[40] مقایسه خواهد شد. نتایج این مقایسه‌ها در جدول۳ ذکر گردیده است.

جدول۳: کارایی Rand index براساس λ=60%

Method	(Rand index)%
proposed method	**77.99**
SCIFNET	75.89
Fast Modularity	64.42
SCAN	65.23
CODA	68.87
SM	69.19
FEC	68.05
HAC (Single-Link)	53.23
K-means	75.1

	Good Team Work Partner Advocate Friend
Stance-opposing words (Owords)	Campaign Opposite Rival Fraud Accusation Contest Lost Beat Debate

تمام این روش‌ها به یک شبکه ورودی احتیاج دارند. بعلاوه باید توجه داشت که SM و FEC برای شبکه‌های نشان‌دار[۹] طراحی‌شده‌اند. روش‌های FastModularity، SCAN، CODA، بر آن فرض استوار شده‌اند که شبکه‌های تحت بررسی، بدون نشان هستند و به همین علت، ساختارهای پیوند را به جهت شناسایی گروه‌ها بررسی می‌کنند. الگوریتم‌های K-means و HAC بازنمایانگر یک فرد هدف هستند و آن را در قالب یک بردار فراوانی N بعدی نشان می‌دهند که در آن، یک ورودی، فراوانی وقوع اسم افراد هدف در یک سند هدف را نمایش می‌دهد و برای ارزیابی رابطه میان افراد هدف، از تشابه کسینوسی استفاده می‌شود که برای تعیین تشابه بردارهای بسامد یا فراوانی کاربرد دارد. خوشه‌بندی در روش‌های CODA و K-means تاحد زیادی به مقداردهی‌های اولیه آن‌ها وابسته است.

همان‌طور که در جدول ۳ ذکر گردیده است، روش پیشنهادی نسبت به روش پایه و سایر روش‌های ذکرشده در جدول، بهترین عملکرد را از خود نشان داده است. نتایج نشان می‌دهند که HAC و K-means افراد هدف مشهور را درکنار یکدیگر خوشه‌بندی می‌کنند. این بدان علت است که در تشابه کسینوسی، ضرب داخلی دو بردار فراوانی نرمال‌سازی شده است و اگر بردارهای محاسبه شده حاوی تعداد زیادی ورودی غیر صفر باشند، یک امتیاز تشابه بالا به دست می‌آید [16].

از آنجایی‌که اسامی افراد مشهور در بسیاری از اسناد و اخبار قید شده است، بردارهای فراوانی نرمال‌سازی شده حاوی تعداد زیادی ورودی غیر صفر خواهند بود. بنابراین، روش‌های خوشه‌بندی، رابطه میان افراد هدف مشهور را بالاتر از آنچه که هست برآورد می‌کنند و افراد مشهور دارای مواضع مختلف را در کنار یکدیگر خوشه‌بندی می‌نمایند. درنتیجه، عملکرد روش تضعیف می‌شود. عملکرد نه‌چندان قوی استراتژی پیوند منفرد درروش HAC، متأثر و ناشی از نقصان فوق است؛ چراکه طبق این استراتژی، تشابه دو خوشه از طریق بررسی شبیه‌ترین جفت افراد حاضر در خوشه انجام می‌شود. درنتیجه، این استراتژی خوشه‌های حاوی افراد مشهور را با یکدیگر ادغام می‌کند، حال آن‌که ممکن است این خوشه‌ها نمایانگر مواضع متفاوت باشند.

همچنین روش پیشنهادی رابطه میان افراد هدف را بر اساس ساختار الگوریتم ژنتیک و یک تابع برازندگی تعیین می‌نماید. روش پایه رابطه میان افراد مشهور را برحسب ضریب همبستگی موضع محور و قدرت همسایگی مشترک ارزیابی می‌کند. ضریب همبستگی موضع محور برخلاف تشابه کسینوسی، تفاوت در وقوع اسامی دو فرد هدف درکنار هم در یک مجموعه از اسناد مرتبط با یک گرایش را بررسی می‌کند؛ و درنتیجه قادر است رابطه‌ی میان افراد هدف مشهور را به‌درستی برآورد نماید.

الگوریتم FastModularity، گره‌ها را در گروه‌ها و با توجه به معیار مدولاریته[۱۰] ادغام می‌کند؛ در این شرایط گروه‌هایی که با چندین یال در ارتباط هستند، ادغام می‌شوند. بااین‌حال، این معیار وزن‌های یال در گره‌ها را نادیده می‌گیرد. بسیاری از یال‌های متصل، وزن‌های اندکی دارند که بر انسجام گروه ادغام‌شده اثر گذاشته و عملکرد الگوریتم را با اختلال مواجه می‌سازند. روش پیشنهادی گروه‌های اولیه(ساختار کروموزوم‌ها) را بر اساس جهش‌ها و تقاطع‌ها می‌سازد و بر اساس یک تابع برازندگی انتخاب می‌نماید. روش پایه، گروه‌ها را برمبنای امتیاز ادغام آن‌ها در هم ادغام و ترکیب می‌کند (رابطه ۶). ازآنجایی‌که این امتیاز برحسب وزن‌های یال‌ها(قدرت دوستی) تعیین می‌شود، گره‌ها در یک گروه، ارتباطی قوی و مستحکم با یکدیگر خواهند داشت.

متعاقباً، نتیجه تشخیص جوامع درروش پیشنهادی نسبت به نتیجه حاصل از الگوریتم پایه و روش FastModularity بهتر خواهد بود. درروش SCAN از یک تشابه شبه ژاکارد برای ارزیابی قدرت همسایگی مشترک میان گره‌ها استفاده‌شده و یک گره با یک گروه ترکیب می‌شود اگر قدرت همسایگی مشترک آن‌ها زیاد باشد. بااین‌حال روش SCAN نیز همانند روش FastModularity، وزن‌های یال‌ها را نادیده می‌انگارد و عملکرد را دچار اختلال می‌سازد. علاوه بر قدرت همسایگی مشترک، قدرت دوستی درروش پایه نیز بر وقوع هم‌زمان گره‌ها در اسناد هدف با مواضع یکسان متمرکز است. درنهایت نتیجه گرفته می‌شود که روش پایه عملکرد بهتری نسبت به روش SCAN دارد.

به‌رغم آنکه درروش CODA، وزن‌های یالها در تابع هدف خوشه‌بندی آن تلفیق می‌شود، اما این وزن‌ها مبتنی بر تشابه کسینوسی بردارهای فراوانی حاصل‌شده‌اند. علاوه بر آن، تابع هدف به‌سادگی می‌تواند مجموع وزن‌های یال‌ها در هر گروه را به حداکثر رسانده و رابطه میان گروه‌ها را نادیده انگارد. به همین علت، تعداد زیادی فرد مشهور با مواضع مختلف در یک گروه قرار می‌گیرند.

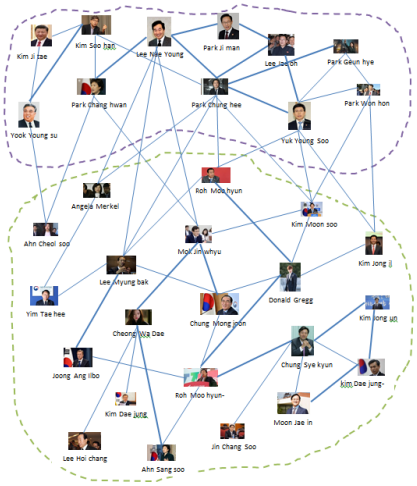
تابع هدف درروش پیشنهادی(که تابع برازندگی نامیده می‌شود) و همچنین روش پایه علاوه بر بیشینه‌سازی رابطه میان گره‌های موجود در گروه‌ها، رابطه بین گروه‌ها را به حداقل می‌رساند. بنابراین، روش پیشنهادی و روش پایه یک برتری در شناسایی گروه‌ها پیدا می‌کنند. روش FEC به‌طورمعمول عملکرد بهتری نسبت به دیگر روش‌های تحت مقایسه دارد؛ این بدان علت است که روش مذکور برای شبکه‌های نشان‌دار طراحی‌شده و پیوندهای منفی در شبکه‌های دوستی ایجادشده وجود ندارند. بااین‌حال عملکرد روش پایه همچنان از FEC بهتر است. روش SM نیز برای شبکه‌های نشان‌دار طراحی‌شده است. اما SM گاهی نمی‌تواند برای یک مبحث تحت ارزیابی، K گروه بسازد؛ زیرا نشانه‌های ورودی‌ها در بردارهای ویژه‌ی اصلی همگی مثبت هستند. به همین علت، افرادی با مواضع متفاوت در یک گروه کنار هم قرار می‌گیرند. در نتیجه روش پایه عملکرد بهتری نسبت به روش SM خواهد داشت.

روش پیشنهادی عملکرد بهتری را نسبت به روش پایه و سایر روش‌های ذکرشده در جدول۵ از خود نشان داده است. به‌طورخاص مزیت‌های روش پیشنهادی نسبت به روش پایه عبارت‌اند از : ۱-دقت خوشه‌بندی افزایش می‌یابد، ۲- عملیات خوشه‌بندی سراسری انجام می‌شود. درروش پایه عملیات خوشه‌بندی به‌صورت محلی انجام می‌گیرد، یعنی الگوریتم از یک نقطه شروع نموده و مقداردهی اولیه انجام می‌دهد(که ممکن است غلط باشد) سپس عضو جدید را با اعضای خوشه مقایسه می‌کند و بر اساس این‌که قدرت و استحکام دوستی (رابطه $\delta(p_i.p_j)$) عضو جدید با کدام خوشه بیشتر است، عضو جدید به آن خوشه اختصاص می‌یابد و به‌تدریج خوشه‌ها تشکیل می‌شوند. در این حالت ممکن است به دلیل عدم شکل‌گیری کامل خوشه‌ها در این مرحله، یک گره (فرد) جدید به‌اشتباه به خوشه‌ای اختصاص یابد. اما درروش پیشنهادی از همان ابتدا با استفاده از روش ارائه‌شده، در ساختار الگوریتم ژنتیک همه حالت‌ها به‌صورت سراسری بررسی می‌شود تا به برازندگی بهتری برسد. ۳- درروش

پایه یکی از مسائل، مقداردهی اولیه بود به‌طوری‌که از همان ابتدا به‌صورت تصادفی چند گره به‌عنوان خوشه‌های اولیه انتخاب می‌شد و این باعث تأثیر منفی و کاهش دقت در خوشه‌بندی درروش پایه می‌گردید اما درروش پیشنهادی به دلیل استفاده از ساختار کروموزوم‌ها در الگوریتم ژنتیک و عدم نیاز به گره اولیه این مشکل نیز رفع گردید.

آزمایش‌های مذکور، عملکرد روش پیشنهادی را به لحاظ کمّی و کیفی مورد بررسی و ارزیابی قرار داده‌اند. همان‌طور که در بخش‌های قبلی بیان شد برای آزمایش‌ها از مجموعه داده‌ای شامل ۷۴ سند مربوط به گوگل نیوز، استفاده شده است. مجموعه داده مذکور مربوط به یک مبحث سیاسی با عنوان Korea است، لذا از این مجموعه داده استفاده می‌شود تا نتایج تشخیص جامعه درروش پیشنهادی ارزیابی شود. این مبحث، پیرامون نامزدهای انتخابات ریاست جمهوری کره جنوبی و وابستگان آن‌ها است. شکل۸، نتیجه تشخیص جامعه افراد (خوشه‌بندی اسامی اشخاص) بر اساس الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد (با در نظر گرفتن $\theta = 0.3$ و $\beta = 1$). تعداد زیادی از اسناد و اخبار هدف، حاوی گزارش‌هایی در خصوص برگزاری انتخابات هستند.

نواحی رنگی موجود در شکل۸، نتایج تشخیص جامعه را نشان می‌دهند. در این مثال، بسیاری از افراد هدف به‌درستی در گروه‌های مختلف تقسیم‌بندی شده‌اند. به طور مثال پارک گون هیه[11] دختر پارک چانگ هی[12] است که نام آنها در بسیاری از اسناد مربوط به مجموعه داده به طور همزمان تکرار شده است. در نتیجه با اعمال الگوریتم پیشنهادی این دو فرد در یک جامعه قرار گرفته‌اند (همانطورکه در شکل۸ نشان داده شده است).



بازده نهایی، معادل با نتیجه‌ی مقایسه‌ای است که در بخش پیش ارائه شد

شکل ۸: نتیجه خوشه‌بندی اسامی اشخاص بر اساس الگوریتم پیشنهادی

۵- نتیجه‌گیری

رسانه‌های اجتماعی و خبری در بستر اینترنت تبدیل به یک ابزار مهم و فراوان برای انتشار و اکتساب آخرین اطلاعات پیرامون موضوعات مختلف شده است. بااین‌حال، کاربران اینترنت در غالب اوقات با تعداد زیادی از اخبار مختلف و غیر مرتبط با موضوع موردنظرشان احاطه می‌شوند. اساساً زمان‌ها، مکان‌ها و افراد ازجمله عناصر کلیدی موضوعات خبری به شمار می‌آیند. آگاهی ارتباط میان افراد می‌تواند کمک شایانی به خواننده نموده تا بتواند یک دانش پیش‌زمینه‌ای در خصوص مبحث به دست آورده و اسناد و اخبار مربوط به آن را به‌سرعت شناسایی نماید.

یکی از چالش‌های اساسی در مورد تجزیه‌وتحلیل رسانه‌های اجتماعی و خبری، کشف خودکار جوامع است. با توجه به محبوبیت رسانه‌های اجتماعی و خبری، تعداد کاربران شبکه به‌طور چشمگیری افزایش‌یافته است. کشف الگوهای ناشناخته در چنین رسانه‌هایی در بسیاری از برنامه‌های کاربردی همچنان کار دشواری است در حالی که می‌تواند مفید باشد و در همین رابطه تشخیص جامعه می‌تواند در زمینه‌های مختلف استفاده شود.

در پژوهش حاضر، به بررسی مسئله شناسایی اجتماع یا گروه افراد هدف در رسانه‌های اجتماعی و خبری پرداخته شد. یکی از روش‌های مهمی که تاکنون در این حوزه ارائه گردیده به نام SCIFNET مورد بررسی دقیق قرارگرفته و پیاده‌سازی گردید. در نهایت روش پیشنهادی جهت بهبود روش مذکور که روش پایه نامیده شد ارائه شد. در روش پیشنهادی با استفاده از ساختار الگوریتم ژنتیک و نیز ساخت کروموزوم‌ها بر اساس جهش و تقاطع آن‌ها و نیز انتخاب بهترین‌ها براساس یک تابع برازندگی، بهترین گروه‌ها براساس نام افرادی که در اسناد آورده شده‌اند، شناسایی گردیدند. نتایج حاصل از آزمایش‌ها در دنیای واقعی، حاکی از بهره‌وری مطلوب روش پیشنهادی نسبت به روش پایه و سایر روش‌ها بوده و نشان می‌دهد که این روش عملکرد بهتری نسبت به بسیاری از دیگر روش‌های شناسایی و خوشه‌بندی دارد.

در طی آزمایش‌های این پژوهش، حوزه‌های پژوهشی جالب‌توجهی برای آثار آتی شناسایی گردید. به‌عنوان مثال علیرغم آنکه ضریب همبستگی کاربرد فراوانی در شناسایی گرایش ارتباط میان افراد هدف دارد، اما توسط مسئله‌ی فراوانی کم نام افراد تحت تأثیر قرار می‌گیرد. ازآنجایی‌که نام افرادی که فراوانی تکرار آن‌ها کمتر است در بسیاری از متون و اخبار غایب می‌باشد، ضریب همبستگی مبتنی بر موضع احتمالاً استحکام رابطه را بیش‌ازحد واقعی برآورد می‌کند. کاهش وزن اسناد و متون درزمانی که نام افراد با فراوانی اندک از متون غایب هستند، می‌تواند مسئله‌ی برآورد فراتر از انتظار را حل نماید. علاوه بر این، لحاظ کردن متون و اخبار غیر مرتبط با مبحث موردنظر می‌تواند موجب وجود نام افراد غیر مرتبط در فرآیند شناسایی شود و عملکرد سیستم را با مشکل مواجه سازد. بنابراین، رویکردهای مبتنی بر حذف مباحث غیر مرتبط باید در جهت توسعه‌ی عملکرد شناسایی مورداستفاده قرار بگیرند. همچنین، اسناد و اخبار ورودی به‌صورت دستی جمع‌آوری‌شده بودند. برای آنکه به کاربران اینترنتی کمک شود مباحث و موضوعات نوظهور را به‌خوبی درک کنند، روش پایه می‌تواند با فن‌های مختلف شناسایی و مسیریابی موضوع تلفیق شود؛ بدین‌صورت اسناد و اخبار پیرامون یک مبحث به‌طور خودکار و از منابع اطلاعاتی مختلف (مثلاً آژانس‌های خبری)، شناسایی و رهگیری می‌شوند. در همین رابطه با توجه به روش بهینه ارائه شده با الهام از ساختار الگوریتم ژنتیک، در این پژوهش مشکل مقداردهی اولیه و نیز محلی بودن روش پایه حل گردید و باعث افزایش دقت خوشه‌بندی نیز گردید. لذا به دلیل ماهیت تصادفی بودن الگوریتم ژنتیک می‌توان این استنباط را داشت که بهبود در روش پایه قبل از بهره‌گیری از الگوریتم ژنتیک نیز می‌تواند مفید واقع گردد.

در روش پیشنهادی و در مقایسه با روش پایه، نتیجه‌های ذیل به دست آمد. اول در روش پیشنهادی دقت خوشه‌بندی نسبت به روش پایه و سایر روش‌های تشخیص جوامع، افزایش یافت. همچنین در روش پیشنهادی مسئله (چالش) حساس بودن به مقداردهی اولیه مرتفع گردید و در نهایت مسئله خوشه‌بندی محلی درروش پایه نیز حل‌شده به‌طوری که با روش ارائه شده، خوشه‌بندی (تشخیص جوامع) به‌صورت سراسری صورت گرفت. لازم به توضیح است که در روش پایهعمل خوشه‌بندی به‌صورت محلی انجام می‌گردید یعنی الگوریتم از یک نقطه شروع می‌نمود و مقداردهی انجام می‌شد(که امکان اشتباه وجود داشت).

سپس اعضای جدید را با گروه مقایسه می‌نمود و بر اساس این‌که عضو جدید با کدام گروه رابطه دارد به آن گروهی که مقدار $ms_{i.k}$ بیشتر است اختصاص می‌یافت (یادآوری: رابطه۴). (در این عبارت، $ms_{i.k}$ نشان‌دهنده امتیاز ادغام p_i با c_k است). اساساً امتیاز ادغام یا همجوشی حاصل جمع اوزان یال مرتبط با p_i با جامعه موضع c_k است. ادغام p_i با یک گروه که امتیاز ادغام مثبت دارد، باید یک گروه با مواضع یکپارچه و منسجم به دست دهد. زمانی که بیش از یک گروه دارای امتیاز ادغام مثبت باشند، الگوریتم اقدام به ادغام p_i با آن گروهی می‌کند که حداکثر امتیاز ادغام را به خود اختصاص داده است. به‌تدریج که گروه‌ها تشکیل می‌شوند، در این روش ممکن است چون گروه‌ها تکمیل نگردیده‌اند، یک گره جدید (شخص جدید) به یک گروه اختصاص یابد، که درست نباشد (به‌طور منطقی باید گروه‌ها کامل تشکیل شوند تا وضعیت مشخص شود). لذا در روش پیشنهادی در این پژوهش از همان ابتدا با استفاده از روش ارائه‌شده، با ساختار الگوریتم ژنتیک و کروموزوم‌ها همه حالت‌ها بررسی می‌شوند تا به برازندگی بهتری برسد. یعنی تمامی حالت‌ها به‌صورت سراسری بررسی می‌شود. همچنین درروش پیشنهادی، چالش مقداردهی اولیه موجود روش پایه با توجه به الگوریتم پیشنهادی و ساختار الگوریتم ژنتیک مرتفع گردید. به بیان واضح‌تر، در روش پایه گروه‌های اولیه به صورت تصادفی انتخاب می‌شدند. که باعث تغییرات زیادی در تشخیص جوامع می‌گردید.

در این پژوهش از یک مجموعه داده برای ارزیابی استفاده شد. این پیکره با عنوان Kroa و شامل ۷۴ سند و اخبار مرتبط با آن است که همه‌ی آن‌ها از رسانه خبری Google News بارگذاری شده‌اند. مباحث و موضوعات جمع‌آوری‌شده، حوزه‌ی مسائل سیاسی را پوشش می‌دهند؛ بعلاوه، از برخی متخصصان انسانی نیز درخواست گردیده است تا اسناد غیر مرتبط را به‌صورت دستی از مجموعه جدا کنند تا اطمینان حاصل گردد که اسناد تحت بررسی، کاملاً با موضوعات تناسب دارند.

منابع

1.A. M. Kaplan و M. Haenlein, “Users of the world, unite! The challenges and opportunities of social media,” *Business Horizons*, جلد ۵۳, شماره ۱, pp. 59-68, 2010.

2.درون خطی. ۲۰۱۴ ۸

3.A. Mislove , “Online social networks: measurement, analysis, and applications to distributed information systems,” 2009.

4.M. Sachan , D. Contractor, T. Faruquie و L. Subramaniam , “Using content and interactions for disdiscovering communities in social networks,” در *Paper presented at the proceedings of the 21st international conference on world wide web* ۲۰۱۲ ,

5.D. Ganley و C. Lampe, “The ties that bind: social network principles in online communities,” *Decision Support Systems,* جلد ۴۷, شماره ۳, pp. 266-274, 2009.

6.M. Kuramochi و G. Karypis , “Finding frequent patterns in a large sparse graph,” *Data Min Knowl Discov* , جلد ۱۱, شماره ۳, p. 243–271.

7.X. Yan و J. Han, “gspan: graph-based substructure pattern mining,” در *Paper presented at the Proceedings of the IEEE international conference on data mining (ICDM 2002)* ۲۰۰۲ ,

8.H. Cai, V. W. Zheng و K. C.-C. Chang, “A Comprehensive Survey of Graph Embedding: Problems, Techniques and Applications,” *IEEE TRANSACTIONS ON KNOWLEDGE AND DATA ENGINEERING,* جلد ۳۰, شماره ۹, ۲۰۱۷.

9.Z.-Y. Chen و C. C. Chen, “SCIFNET: Stance community identification of topic persons using friendship network analysis,” *Knowledge-Based Systems,* جلد ۱۱۰, p. 30–48, 2016.

10.B. Akhgar, G. B. Saathoff, H. R. Arabnia, R. Hill, A. Staniforth و P. Saskia Bayerl, “ Mining Socialتدوین کنندگان, Media:Architecture, Tools, and Approaches to Detect Criminal Activity,” در *Application of Big Data for Application of Big Data for National Security* ,Elsevier, 2015, pp. 155-172.

11.G.-J. Qi , C. Aggarwal و T. Huang, “Community detection with edge content in social media networks,” در *Paper presented at the 2012 IEEE 28th international conference on data engineering* ۲۰۱۲ ,

12.S. Borgatti و M. Everett , “Graph colorings and power in experimental exchange networks,” *Soc Netw,* جلد ۱۴, شماره ۳, p. 287–308, 1992.

13.S. Nijssen و J. Kok , “A quickstart in frequent structure mining can make a difference,” در *Paper presented at the Proceedings of the tenthACMSIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining* ۲۰۰۴ ,

14.C. Troussas , M. Virvou, J. Caro و K. Espinosa , “Mining relationships among user clusters in Facebook for language learning,” در *Paper presented at the international conference on computer, information and telecommunication systems (CITS)* ۲۰۱۳ ,

15.C. Chen, Z.-Y. Chen و C.-Y. Wu , “An unsupervised approach for person name bipolarization using principal component analysis,” *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.,* جلد ۲۴, pp. 1963-1976, 2012.

16.C. Chen و C.-Y. Wu , “Bipolar person name identification of topic documents using principal component analysis,” در *Proceeding of the 23rd International Conference on Computational Linguistics* , ۲۰۱۰.

17.C. D. Manning, P. Raghavan and H. Schütze, "An Introduction to Information Retrieval," in *Cambridge University Press*, New York, 2009.

18.S. B. Yudhoatmojo و M. A. Samuar, "Community Detection On Citation Network Of DBLP Data Sample Set Using LinkRank Algorithm," در *th Information Systems International Conference 2017, ISICO 2017* ,Bali, Indonesia, 2017.

19.B. Viswanath, M. Bashir , M. Crovella , S. Guha, K. Gummadi, B. Krishnamurthy و A. Mislove, "Towards detecting anomalous user behavior in online social networks.," در *Proceedings of the 23rd USENIX security symposium (USENIX Security* ۲۰۱۴ ,

20.M. Girvan و M. Newman, "Community structure in social and biological networks," *Proc Natl Acad Sci,* ,(۱۲)۹۹ جلد p. 7821–6, 2002.

21.J. Gao, F. Liang , W. Fan, C. Wang , Y. Sun و J. Han, "On community outliers and their efficient detection in information networks," در*Proceedings of the 16th ACM SIGKDD international conference Proceedings of the 16th ACM SIGKDD international conference* ۲۰۱۰ ,

22.X. Chen and J. Li, "Community detection in complex networks using edge-deleting with restrictions," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications,* vol. 519, pp. 181-194, 4 2019.

23.M. Rezvani, W. Liang, . C. Liu . و J. Xu Yu , "Efficient Detection of Overlapping Communities Using Asymmetric Triangle Cuts," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering,* ,۱۱ شماره ,۳۰ جلد ۲۰۱۸.

24.Z. Liu, B. Xiang, W. Guo , Y. Chen, K. Guo . و J. Zheng , "Overlapping Community Detection Algorithm Based on Coarsening and Local Overlapping Modularity," *IEEE Access,* ۲۰۱۹ ,۷ جلد.

25. T. Meng , L. Cai , . T. He , L. Chen . و Z. Deng, "Local Higher-Order Community Detection Based on Fuzzy Membership Functions," *IEEE Access,* ۲۰۱۹ ,۷ جلد.

26.I. Messaoudi و N. Kamel, "A multi-objective bat algorithm for community detection on dynamic social networks," *Applied Intelligence,* pp. 1-18, 1 2019.

27.W. Luo, N. Lu, L. Ni, W. Zhu و W. Ding, "Local community detection by the nearest nodes with greater centrality," *Information Sciences,* ,۵۱۷ جلد pp. ,۳۹۲-۳۷۷ ۲۰۲۰.

28.W. Luo, . D. Zhang , . H. Jiang , L. Ni . و Y. Hu , "Local Community Detection With the Dynamic Membership Function," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems,* ,۲۶ جلد ,شماره ۵, ۲۰۱۸.

29.X. Wan, X. Zuo و F. Song, "Solving dynamic overlapping community detection problem by a multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition," *Swarm and Evolutionary Computation,* ۲۰۲۰.

30.Y. Zhang, Y. Liu, J. Li, J. Zhu, C. Yang, W. Yang و C. Wenc, "WOCDA: A whale optimization based," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications,* ,۵۳۹ جلد ۲۰۲۰.

31.X. Pan, . G. Xu , . B. Wang . و T. Zhang , "A Novel Community Detection Algorithm Based on Local Similarity of Clustering Coefficient in Social Networks," *IEEE Access* , ۲۰۱۹ ,۷ جلد.

32.Z. Harris, "Distributional structure," *Word* , ,۱۰ جلد p. 146–162, 1954.

33.H. Kanayama و T. Nasukawa, "Fully automatic lexicon expansion for domain-ori- ented sentiment analysis," در *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing* ۲۰۰۶ ,

34.G. Keller , "Statistics for Management and Economics," *Cengage Learning,* ۲۰۰۸.

35.P. Turney و M. Littman , "Measuring praise and criticism: inference of semantic orientation from association," *ACM Trans.*

Inf. Syst., ,۲۱ جلد p. 315–346, 2003.

36.M. Newman, “Fast algorithm for detecting community structure in networks,” *Phys. Rev.*, ,۲۰۰۴ ,۷۴ جلد.

37.X. Xu, N. Yuruk, Z. Feng و T. Schweiger, “SCAN: a structural clustering algo- rithm for networks,” در *Proceedings of the 13th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*.۲۰۰۷ ,

38.B. Yang, W. Cheung و J. Liu, “Community mining from signed social networks,” *IEEE Trans. Knowl. Data Eng,* ,۱۹جلد p. 1333–1348, 2007.

39.P. Anchuri و M. Magdon-Ismai, “Communities and balance in signed networks: a spectral approach,” در *Proceedings of the International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining* .۲۰۱۲ ,

40.T. Mitchel, Machine Learning, McGrawHill, 1997.