مجله محاسبات نرم، جلد ۱۰، شماره ۱ (بهار و تابستان ۱۴۰۰)، صفحه ۱۲۲ـ۱۳۳
https://doi.org/10.22052/scj.2022.243233.1019

مجله محاسبات نرم
SOFT COMPUTING JOURNAL
تارنمای مجله: scj.kashanu.ac.ir

دانشگاه کاشان
University of Kashan

شناسایی گره‌های با قدرت انتشار بالا در شبکه‌های اجتماعی با در نظر گرفتن وزن‌های تاثیر مثبت و منفی✧

سیدادیب شیخ احمدی[۱]، دانشجوی دکتری، سیدامیر شیخ احمدی[۱*]، استادیار، شهناز محمدی مجد[۲]، استادیار

[۱] گروه مهندسی کامپیوتر، واحد سنندج، دانشگاه آزاد اسلامی، سنندج، ایران.

[۲] گروه ریاضی، واحد سنندج، دانشگاه آزاد اسلامی، سنندج، ایران.

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:
دریافت ۰۴ آبان ماه ۱۴۰۰
پذیرش ۳۱ فروردین ماه ۱۴۰۱

کلمات کلیدی:
گره‌های تاثیرگذار
سنجش قدرت انتشار
انتشار تاثیر
شبکه‌های اجتماعی
تاثیر مثبت و منفی

چکیده

شبکه‌های اجتماعی جایگاه قابل توجهی را در میان جامعه پیدا کرده‌اند. تعداد زیاد کاربران این شبکه‌ها و حجم بالای داده‌هایی که روزانه از طریق این شبکه‌ها رد و بدل می‌شود، این شبکه‌ها را به یک فرصت مناسب برای انتشار تبلیغات شرکت‌های تجاری تبدیل کرده است. با توجه به محدودیت‌های بودجه، شرکت‌ها ناچار هستند تنها مجموعه محدودی از کاربران را جهت شروع فرآیند انتشار انتخاب کنند. برای موفقیت در انتشار تبلیغات و مطلع شدن اکثریت افراد جامعه، مجموعه انتخاب شده باید از بین افراد تاثیرگذار انتخاب شوند. تحقیقات زیادی به مساله انتخاب زیرمجموعه بهینه از افراد تاثیرگذار پرداخته‌اند اما در اکثریت آنها فرض شده است که تاثیر بین افراد از نوع مثبت است و به تاثیر منفی افراد بر یکدیگر توجه نشده است. بنابراین، در این پژوهش تلاش می‌شود تا روشی برای انتخاب زیرمجموعه بهینه از افراد تاثیرگذار با توجه به تاثیرهای مثبت و منفی بین افراد ارائه شود. در روش پیشنهادی، ابتدا برای هریک از افراد جامعه، مجموعه تاثیرهای مثبت و منفی یک و دو گامی او بدست می‌آید؛ سپس به کمک روش تصمیم‌گیری چندمعیاره روشی برای انتخاب افراد برتر ارائه می‌شود. برای ارزیابی‌های انجام شده از مجموعه داده ویکی‌پدیا استفاده شده است. نتایج بدست آمده برای میزان قدرت انتشار مجموعه انتخاب شده توسط روش پیشنهادی و سایر روش‌ها بیانگر آن است که علی‌رغم آنکه در برخی از شرایط تعدادی از روش‌ها از انتشار مثبت بیشتری نسبت به روش پیشنهادی برخوردار هستند اما روش پیشنهادی در تمام حالات از نظر انتشار منفی از عملکرد بسیار مطلوب‌تری برخوردار است.

© ۱۴۰۱ ـ مجلهٔ محاسبات نرم، کلیه حقوق محفوظ است.

۱. مقدمه

شبکه‌های اجتماعی برخط به بستر مناسبی برای ارتباط بین افراد تبدیل شده است. باهمه‌گیر شدن عضویت افراد یک جامعه در یک یا چند شبکه اجتماعی، شرکت‌ها، سازمان‌ها و حتی دولت‌ها به قدرت و اهمیت شبکه‌های اجتماعی در زمینه تاثیرگذاری بر روی افراد جامعه پی برده و سعی بر آن دارند که بتوانند از طریق این شبکه‌ها به صورت سریع‌تر، آسان‌تر و گسترده‌تر قشر وسیعی از جامعه را تحت تاثیر قرار دهند. در این میان، شرکت‌های تجاری به بازاریابی محصولات خود در محیط شبکه‌های اجتماعی روی آورده‌اند و روش‌های مختلفی را برای

✧ نوع مقاله: پژوهشی
* نویسنده مسئول
پست(های) الکترونیک: adib.sheikhahmadi66@gmail.com (شیخ احمدی)
asheikhahmadi@iausdj.ac.ir (سیدامیر شیخ احمدی)
shahnazmajd69@gmail.com (محمدی مجد)

نحوه ارجاع به مقاله: شیخ احمدی، سیدادیب، شیخ احمدی، سیدامیر، محمدی مجد، شهناز، «شناسایی گره‌های با قدرت انتشار بالا در شبکه‌های اجتماعی با در نظر گرفتن وزن‌های تاثیر مثبت و منفی»، مجله محاسبات نرم، جلد ۱۰، شماره ۱، ص۱۲۲ـ۱۳۳، بهار و تابستان ۱۴۰۰.

بازاریابی در بستر شبکه‌های اجتماعی به وجود آورده‌اند. یکی از این روش‌های بازاریابی که از مقبولیت زیادی در بین شرکت‌های تجاری و مشتریان برخوردار است بازاریابی ویروسی[1] است [۱]. در این روش بازاریابی که بر مبنای اعتماد بین افراد و دوستان آنها بنا شده است شرکت پیام تبلیغاتی خود را به تمامی افراد شبکه ارسال نمی‌کند؛ زیرا، این کار علاوه بر هزینه‌های بالایی که دارد می‌تواند باعث ایجاد نارضایتی در بین افراد جامعه شود. در عوض، شرکت، گروهی از افراد شبکه را انتخاب می‌کند و با قانع کردن آنها برای شرکت در تبلیغات، فرآیند بازاریابی را از طریق آنها آغاز می‌کند. حال، سوال مهمی این است که «*چه گروه از افراد برای شروع فرآیند بازاریابی انتخاب شوند*» [۲].

با توجه به محدودیت‌های مالی، شرکت‌ها ناچار هستند تنها یک مجموعه محدود از کاربران را جهت شروع فرآیند انتشار انتخاب کنند. از این رو شناسایی افراد تاثیرگذار در شبکه‌های اجتماعی یکی از مباحث قابل توجه در تحقیقات محققان بوده است و همچنان به عنوان یک موضوع باز در تحقیقات متعددی به آنها پرداخته می‌شود [۳–۷].

یک شبکه اجتماعی می‌تواند به صورت یک گراف مدل شود که گره‌ها نشان‌دهنده مجموعه کاربران شبکه و یال‌های بین کاربران بیان‌کننده ارتباط بین آنها است [۸ و۹]. از آنجایی که ارتباطات افراد در شبکه‌های اجتماعی با دوستان خود یکسان نیست و ممکن است با برخی از دوستان تبادلات بیشتری داشته باشند؛ لذا با در نظر گرفتن وزن برای یال‌ها می‌تواند میزان تبادلات و تاثیر افراد بر دوستان‌شان را بیان کرد. از طرفی دیگر وجود ارتباط همواره بیان‌کننده اعتماد و دوستی نیست و ممکن است دو کاربر که با یکدیگر در ارتباط هستند نسبت به یکدیگر عدم اعتماد داشته باشند؛ بنابراین، با در نظر گرفتن یک برچسب $+1$ و -1 برای یال‌ها نیز می‌توان دوستی یا دشمنی دو کاربر اجتماعی که با یکدیگر در ارتباط هستند را نشان داد.

اگرچه رویکردهای متعددی برای تعیین کاربران موثر در شبکه‌های اجتماعی ارائه شده است ولی بیشتر این رویکردها به تاثیرگذاری منفی بین کاربران نپرداخته‌اند [۱۰–۱۴]؛ در حالی که عدم توجه به این مساله می‌تواند علاوه بر اینکه موجب بهبود انتشار نشود بلکه تاثیر منفی نیز در این فرآیند داشته باشد [۱۵]. به بیان دیگر، در تحقیقات پیشین برای سنجش قدرت انتشار گره‌ها، فرض شده است که تاثیر بین گره‌های شبکه تاثیر مثبت است و اگر گره‌ای تبلیغی را شروع کند سایر گره‌ها به احتمال مثبت تبلیغ را پذیرش می‌کنند. اما تحقیقات بسیار کمی به وزن منفی بین گره‌ها پرداخته‌اند. با توجه به اصرار افراد برای انتشار نارضایتی، در کاربردهای واقعی مانند بازاریابی محصولات، تبلیغات سیاسی و مانند آن عدم توجه به تاثیر منفی بین افراد می‌تواند باعث انتخاب مجموعه اولیه‌ای شود که بیشتر به صورت ضدتبلیغ عمل کند. بنابراین، در این مقاله، روشی برای انتخاب زیرمجموعه‌ای از افراد تاثیرگذار ارائه شده است که علاوه بر انتشار مثبت، کم‌ترین انتشار منفی را در بین دوستان و دوستان دوستان خود داشته باشند. در روش پیشنهادی، برای رتبه‌بندی گره‌ها، تاثیر مثبت یک‌گامی و دوگامی بهمراه تاثیرات منفی یک و دوگامی همزمان مورد استفاده قرار گرفته‌اند. نوآوری‌های صورت گرفته در این مقاله به شرح زیر هستند:

۱. در نظر گرفتن همزمان وزن‌های تاثیر مثبت و منفی در سنجش میزان تاثیر گره‌ها
۲. ارائه یک شاخص چندمعیاره برای تعیین قدرت انتشار گره‌ها
۳. کاهش میزان هم‌پوشانی در بین گره‌های انتخاب شده به منظور افزایش انتشار نهایی

ساختار مقاله به این قرار است؛ در بخش ۲، مروری بر کارهای مرتبط آورده شده، سپس در بخش ۳، روش پیشنهادی این مقاله ارائه گردیده است. در بخش۴، روش پیشنهادی با سایر روش‌ها مقایسه شده و در نهایت در بخش ۵، به جمع‌بندی و ارائه کارهای آتی پرداخته شده است.

۲. مرور ادبیات و کارهای مرتبط

در این بخش به مرور ادبیات و کارهای مرتبط پرداخته می‌شود. بر این اساس، در ادامه با توجه به اینکه در این مقاله از روش

[1] Viral Marketing

تاپسیس برای حل مساله استفاده شده است، این روش معرفی می‌شود. سپس، مدل‌های انتشار معروف که برای محاسبه میزان انتشار مجموعه‌ای انتخاب شده به‌کار می‌روند، توضیح داده شده و در انتها، برخی از روش‌های موجود برای انتخاب گره‌های تاثیرگذار تشریح می‌شوند.

۲،۱. روش تاپسیس

روش تاپسیس توسط هوانگ و یون در سال ۱۹۸۱ پیشنهاد شد و یکی از بهترین روش‌های تصمیم‌گیری چندشاخصه است. در تاپسیس تلاش می‌شود تا گزینه انتخابی، کمترین فاصله را با راه‌حل ایده‌آل مثبت (بهترین حالت ممکن) و بیشترین فاصله را با راه‌حل ایده‌آل منفی (بدترین حالت ممکن) داشته باشد [۱۶]. در این روش، ابتدا بردار تصمیم S به شکل رابطه (۱) تشکیل می‌شود [۱۷ و ۱۸].

$$S = [s_{ij}]_{a\times h} \quad (۱)$$

در رابطه (۱)، s_{ij} مقدار صفت j ام در راه‌حل i ام است. در ادامه ماتریس S مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. گام‌های اجرای تاپسیس به قرار زیر است [۱۹]:

۱. نرمال کردن ماتریس S و محاسبه ماتریس R توسط رابطه زیر:

$$R = [r_{ij}]_{a\times h} \quad where \quad r_{ij} = \frac{s_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{a} {s_{ij}}^2}} \quad (۲)$$

در رابطه (۲)، ماتریس تصمیم S بی‌مقیاس می‌شود.

۲. تعیین ضریب هر یک از صفات به کمک آنتروپی توسط روابط (۳) تا (۶):

$$P = [p_{ij}]_{a\times h} \quad where \quad p_{ij} = \frac{r_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{a} r_{ij}}} \quad (۳)$$

$$E = [e_j]_h \quad where \quad e_j = -\frac{1}{\ln a}\sum_{i=1}^{a} p_{ij} ln\, p_{ij} \quad (۴)$$

$$D = [d_j]_h \quad where\ d_j = 1 - e_j \quad (۵)$$

$$W = [w_j]_h \quad where\ w_j = \frac{d_j}{\sum_{i=1}^{h} d_i} \quad (۶)$$

۳. محاسبه ماتریس نرمال وزن‌دار V توسط رابطه (۷):

$$V = [v_{ij}]_{a\times h} \quad where \quad v_{ij} = w_j\,.\,r_{ij} \quad (۷)$$

۴. تعیین راه‌حل‌های ایده‌آل مثبت و منفی در S توسط رابطه (۸):

$$S^+ = \{s_1^+, s_2^+, s_3^+, \dots, s_h^+\}$$
$$S^- = \{s_1^-, s_2^-, s_3^-, \dots, s_h^-\} \quad (۸)$$

که در آن

$$s_j^+ = \{\max_i(v_{ij})\ j \in B\ or\ \min_i(v_{ij})\ j \in C\}$$
$$s_j^- = \{\min_i(v_{ij})\ j \in B\ or\ \max_i(v_{ij})\ j \in C\} \quad (۹)$$

جایی‌که B و C بترتیب معرف شاخص‌های سود و هزینه هستند.

۵. محاسبه فاصله اقلیدسی هر یک از راه‌حل‌های s_i تا ایده‌آل مثبت و منفی که بترتیب توسط رابطه (۱۰) و (۱۱) محاسبه می‌شوند:

$$d_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^{h}\left(s_{ij} - s_j^+\right)^2} \quad (۱۰)$$

$$d_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^{h}\left(s_{ij} - s_j^-\right)^2} \quad (۱۱)$$

۶. محاسبه نزدیکی نسبی هر یک از راه‌حل‌ها تا راه‌حل ایده‌آل مساله توسط رابطه (۱۲):

$$CL_i = \frac{d_i^-}{d_i^- + d_i^+} \quad (۱۲)$$

راه‌حلی که بیشترین مقدار CL را داشته باشد بیشترین فاصله تا ایده‌آل منفی و کمترین فاصله تا ایده‌آل مثبت را دارد و به عنوان جواب بهینه مساله در نظر گرفته می‌شود.

۲،۲. مدل‌های انتشار

برای اندازه‌گیری مقدار انتشار گره‌ها در شبکه، مدل‌های زیادی وجود دارد که بعضی از آنها معروف‌تر هستند. در ادامه به معرفی برخی از آنها پرداخته می‌شود.

۱. **مدل آبشاری مستقل**[1]: در این مدل [۲۰]، هر یال از u به v احتمال p_{uv} دارد که میزان تاثیر u بر v است. اگر گره u تحت تاثیر قرار گرفت، تنها یک بار و با احتمال p_{uv}

[1] Independent Cascade Model (ICM)

شانس فعال کردن هر یک از همسایه‌های v خود را دارد. در شروع فرآیند انتشار، گره‌های اولیه فعال شده و مابقی گره‌های گراف غیرفعال هستند. در دوره‌های مختلف، گره‌های فعال شده تلاش می‌کنند تا همسایه‌های غیرفعال خود را فعال کنند. این فرآیند تا زمانی فعال شدن تمام گره‌ها یا عدم فعال شدن گره جدید در تکرار فعلی، ادامه می‌یابد.

۲. **مدل SIR**[1]: در این مدل [۲۱]، گره‌های شبکه به سه گروه دسته‌بندی می‌شوند: مستعد، آلوده و بهبود یافته یا فوت شده. در ابتدا، گره‌های اولیه را در دسته آلوده قرار داده و فرآیند انتشار شروع می‌شود. این گروه در تماس با یک گره مستعد به احتمال β آن را آلوده ساخته و خود با احتمال γ بهبود می‌یابند. فرآیند تا زمانی که هیچ گره جدید آلوده نشود، ادامه می‌یابد.

۳. **مدل ICP**: در این مدل [۲۲]، اگر کاربر v به کاربر u اعتماد دارد و u نیز به w اعتماد دارد می‌توان گفت که v به w اعتماد دارد. چنانچه کاربر v به کاربر u اعتماد ندارد ولی u به w اعتماد دارد می‌توان گفت که v به w اعتماد ندارد. کاربر v به کاربر u اعتماد ندارد و u نیز به w اعتماد ندارد می‌توان گفت که v به w اعتماد دارد. با بکارگیری این سه اصل می‌توان تعیین کرد که هر یک از کاربران فعال شده در فرآیند انتشار به صورت منفی یا مثبت تحت تاثیر قرار گرفته‌اند.

۲،۳. کارهای مرتبط

پژوهش‌های زیادی به مساله شناسایی گره‌های موثر در شبکه‌های پیچیده پرداخته‌اند [۳-۶] [۲۲] [۲۳]. با توجه به پیچیدگی ساختار این شبکه‌ها و تنوع کاربردهایی که در آنها به انتخاب گره‌های تاثیرگذار نیاز است، معیارهای قابل استفاده برای شناسایی این گره‌ها متنوع هستند. در پاره‌ای از مواقع به گره‌هایی نیاز است که با حذف آنها می‌توان فرآیند انتشار را متوقف کرد و در مواقعی دیگر، نیاز به گره‌هایی است که با فعال کردن آنها می‌توان بیشترین انتشار تبلیغات را در شبکه داشت. در ادامه، به معرفی برخی از روش‌های ارائه شده در این خصوص پرداخته می‌شود.

روش همسایگی بسط یافته[2]: در این روش، با استفاده از روش تجزیه کی‌شل، به هر گره یک شماره شل یا k_s اختصاص می‌یابد. برای این منظور، با شروع از گره‌های درجه یک که در حاشیه شبکه قرار دارند به آنها شماره شل $k_s = 1$ داده و آنها حذف می‌شوند. این عمل تا زمانی که گره درجه یکی باقی بماند، تکرار می‌شود؛ سپس، گره‌های با درجه ۲ و به همین ترتیب سایر گره‌ها بررسی می‌شوند. با در نظر گرفتن مجموع مقدار شل‌های k_s گره‌های همسایه تا دوگام، به کمک قاعده همسایگی بهبودی از الگوریتم کی‌شل ارائه شده است [۲۴]. مقدار همسایگی برای هرگره v_i به صورت رابطه (۱۳) محاسبه می‌شود.

$$C_{nc}(v_i) = \sum_{v_j \in N(v_i)} k_s(v_j) \qquad (۱۳)$$

سپس به کمک رابطه (۱۴) مقدار همسایگی بسط یافته را برای هر گره محاسبه و بر اساس آن گره‌ها را رتبه‌بندی می‌کند.

$$C_{nc+}(v_i) = \sum_{v_j \in N(v_i)} C_{nc}(v_j) \qquad (۱۴)$$

فاکتور تکرار کی‌شل: این روش که بر اساس کی‌شل عمل می‌کند سعی دارد با در نظر گرفتن تکرارها در هر مرحله از کی‌شل گره‌های با k_s یکسان را متمایز کند. سپس با استفاده از قاعده همسایگی تا یک گام میزان تاثیر انتشار هر گره را تعیین می‌کند [۲۵]. در این روش ابتدا الگوریتم کی‌شل اجرا شده و با توجه به مرحله‌ای که گره v_i حذف شده است یک مقدار δ (که توسط رابطه (۱۵) بدست می‌آید)، برای آن محاسبه می‌شود. در رابطه (۱۵) مقدار m تعداد تکرارها در مرحله و n شماره تکراری از مرحله است که گره v_i حذف شده است.

$$\delta(v_i) = k_s * \left(1 + \frac{n}{m}\right) \qquad (۱۵)$$

سپس به کمک قاعده همسایگی ظرفیت تاثیر (IC) گره v_i که تعیین‌کننده تاثیر انتشار آن است محاسبه می‌شود (رابطه (۱۶)).

[1] Susceptible-Infected-Recovered

[2] Extended neighborhood coreness

$$IC(v_i) = \delta(v_j) \times d_i + \sum_{v_j \in N(v_i)} \delta(v_j) \times d_j \qquad (۱۶)$$

در این رابطه، d_i درجه گره i و $N(v_i)$ همسایه‌های i هستند.

ترکیب درجه، کی‌شل و آنتروپی: در [۲۶] نیز یک روش ترکیبی برای تعیین تاثیر انتشار گره‌ها در شبکه بیان شده است که به کمک کی‌شل و پراکندگی حضور همسایگان هر گره در شل‌های مختلف گره‌های شبکه را رتبه‌بندی می‌کند.

روش رتبه‌بندی رهبر[1]: در این روش که یک حالت تغییریافته از رتبه‌بندی صفحه است، از یک گره پایه[2] با نام g استفاده می‌شود که به هر یک از گره‌های شبکه مانند v با ۲ لینک جهت‌دار gv و vg متصل می‌شود [۲۷]. سپس از یک گام‌زنی تصادفی استاندارد برای شناسایی گره‌های تاثیرگذار استفاده می‌کند. این روش در [۲۳] تغییر داده شد تا بتواند در گراف‌های وزن‌دار نیز به خوبی رتبه‌بندی گره‌های تاثیرگذار را انجام دهد.

نامتیرسا و همکارانش [۲۸]، روش همسایگی درجه-کی‌شل را با اختصاص وزن به یال‌های گراف با استفاده از درجه گره و شاخص کی‌شل گره‌های انتهای هر یال پیشنهاد کردند. سپس، برای محاسبه قدرت تاثیر هر گره، مجموع وزن تمام یال‌های متصل به آن گره را محاسبه کردند.

ماجی [۲۹] نیز کار مشابهی را با [۲۸] انجام داد، با این تفاوت که از در عوض تنظیم پارامتر، از مقداری براساس میانگین درجه و کی‌شل شبکه استفاده کرد و در وزن‌دار کردن یال‌های گراف از ترکیبی از شاخص کی‌شل و مقادیر درجه گره‌ها استفاده کرد.

رتبه‌بندی بر اساس فرمول گرانش: فرمول گرانش بیان می‌کند که نیروی که اجسام به یکدیگر وارد می‌کنند با جرم آنها رابطه مستقیم و با فاصله بین آنها رابطه عکس دارد. ما و همکاران [۳۰] از همین حقیقت برای شناسایی تأثیر یک گره در گسترش فعالیت استفاده کردند. آنها مقدار کی‌شل یک گره را به عنوان جرم و کوتاه‌ترین فاصله مسیر بین هر دو گره در شبکه را به عنوان فاصله برای پیشنهاد فرمول اندازه‌گیری گرانش استفاده کردند.

لی و همکاران [۳۱] با الهام از فرمول گرانش یک مدل مرکزیت جاذبه یا گرانشی (GC) را پیشنهاد کردند که از درجه یک گره به عنوان جرم آن و کوتاه‌ترین فاصله مسیر بین دو گره به عنوان فاصله آنها استفاده می‌کرد. حال آنکه در مدل مرکزیت گرانشی، برهمکنش بین دو گره فقط با مقادیر درجه و فاصله آنها ربط داده می‌شود، که نشان می‌دهد جاذبه‌های بین دو گره یکسان است. در واقعیت، توانایی جذب هر گره ممکن است متفاوت باشد. لیو و همکاران [۳۲] این مدل را با در نظر گرفتن وزن یک گره در شبکه بهبود بخشیدند و معیار مرکزیت بهبود یافته به نام WGC ارائه کردند که می‌تواند در شبکه‌های دنیای واقعی کاربرد بیشتری داشته باشد.

یانگ و همکارانش در [۳۳]، محل گره را نیز در نظر گرفته‌اند، به این معنا که یک گره در مرکز شبکه نسبت به گره‌هایی که در حاشیه و اطراف شبکه قرار دارند، توانایی بیشتری برای جذب گره‌های دیگر دارد. بنابراین، یک مدل گرانش بهبود یافته بر اساس الگوریتم کی‌شل برای شناسایی گره‌های تاثیرگذار در شبکه‌ها پیشنهاد دادند. تفاوت مکان بین گره‌ها که با تفاوت مقادیر کی‌شل نشان داده می‌شود به عنوان ضریب جذب استفاده شده است که میزان جذابیت گره‌های مرکزی را در شبکه تنظیم می‌کند. رویکرد ارائه شده اطلاعات محلی و اطلاعات سراسری را با هم ترکیب کرده است.

۳. روش پیشنهادی

در این بخش، ابتدا پیش‌نیازهای لازم برای تبیین مساله ارائه شده، سپس روش پیشنهادی این مقاله به تفصیل تشریح می‌شود.

۳،۱. پیش‌نیازهای لازم

یک شبکه اجتماعی می‌تواند به صورت یک گراف مدل شود که در آن گره‌ها نشان‌دهنده مجموعه کاربران شبکه و یال‌های بین کاربران بیان‌کننده ارتباط بین آنها است. از آنجایی که ارتباطات افراد در شبکه‌های اجتماعی با دوستان خود یکسان نیست و ممکن است با برخی از دوستان تبادلات بیشتری داشته باشند لذا با در نظر گرفتن وزن برای یال‌های گراف می‌توان میزان تبادلات و تاثیر افراد بر دوستان‌شان را بیان کرد؛ از طرفی دیگر، وجود

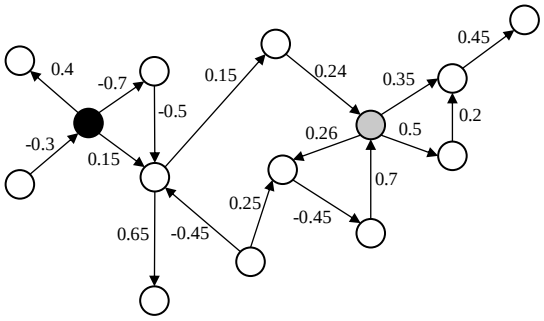
[1] Leader rank
[2] Ground node

ارتباط همواره بیان‌کننده اعتماد و دوستی نیست و ممکن است دو کاربر که با یکدیگر در ارتباط هستند نسبت به یکدیگر عدم اعتماد داشته باشند، لذا با در نظر گرفتن یک برچسب $+1$ و -1 برای یال‌ها نیز می‌توان دوستی یا دشمنی دو کاربر اجتماعی که با یکدیگر در ارتباط هستند را نشان داد.

در این مقاله، شبکه اجتماعی به صورت یک گراف جهت‌دار وزن‌دار با چهارتایی $G = (V, E, W, T)$ مدل می‌شود که $V = \{v_1, \dots, v_n\}$ مجموعه گره‌های گراف است و نشان‌دهنده کاربران شبکه و $E = \{e_{1,2}, \dots, e_{n1,n2}\}$ مجموعه یال‌های گراف است که هر یال بیان‌کننده ارتباط بین جفت کاربران شبکه است. مجموعه $W = \{w_{1,2}, \dots, w_{n1,n2}\}$ وزن یال‌های بین کاربران است و بیان‌کننده حجم ارتباطات و شدت تاثیرگذاری بین جفت کاربر است. اگر کاربر u و v در ارتباط باشند این دو گره همسایه نامیده می‌شوند؛ و این رابطه با e_{vu} نشان داده می‌شود که وزن w_{vu} نیز بیان‌کننده میزان و شدت این ارتباط است. برای نمایش مجموعه همسایگان گره v از نماد N_v استفاده می‌شود. همچنین $t_{vu} = \{+1 \text{ or } -1\}$ نیز نشان‌دهنده تاثیرگذاری مثبت (اعتماد) یا تاثیرگذاری منفی (عدم اعتماد) است. که $+1$ اعتماد و -1 عدم اعتماد است.

در شکل (۱) نمونه کوچکی از یک گراف شبکه نشان داده شده است. در این گراف برای پرهیز از شلوغی تصویر، دو مجموعه وزن‌ها W و اعتماد T یکجا نشان داده شده است. به این ترتیب که اگر برچسب یالی ۰/۲۵ است یعنی گره موجود در ابتدای یال ۲۵ درصد تاثیر بر گره موجود در سمت دیگر یال دارد و اگر این برچسب به صورت ۰/۴۵- است یعنی گره ابتدای یال دارای وزن تاثیر ۴۵ درصد بر گره سمت دیگر یال است با این تفاوت که این تاثیر به صورت عدم اعتماد است.

در بیشتر پژوهش‌های قبلی فرض شده است که تاثیر بین گره‌های گراف وجود دارد و این تاثیر به صورت مثبت و از جنس اعتماد است. به این معنا، که اگر گره‌ای تبلیغی را پذیرفت سایر گره‌های همسایه دارای تاثیر مثبت از او هستند و احتمال آنها نیز این تبلیغ را می‌پذیرند که این احتمال با وزن تاثیر بین این گره و همسایه‌ها رابطه مستقیم دارد، یعنی هرچه وزن تاثیر بین همسایه‌ها بیشتر باشد احتمال پذیرش تبلیغ مشابه بیشتر خواهد بود.



شکل (۱): نمونه‌ای کوچک از یک گراف شبکه اجتماعی

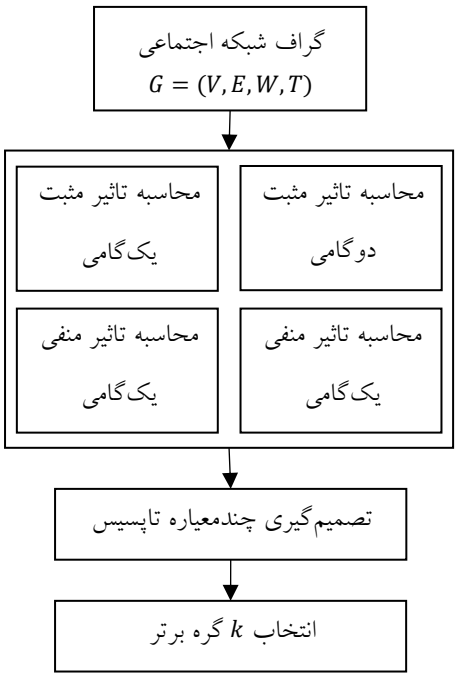
با دقت در شکل (۱) می‌توان مشاهده کرد که این فرض همواره درست نیست و تاثیری که بین گره‌ها وجود دارد همواره از جنس اعتماد نیست و امکان دارد که گره‌ای از گره‌های همسایه به گره مورد نظر اعتماد نداشته باشد. به عنوان مثال، علی‌رغم اینکه گره‌های سیاه و خاکستری از درجه خروجی یکسانی برخوردار هستند و هر دو جز گره‌های با تعداد همسایه بالا هستند اما با توجه به اینکه تعداد وزن‌های منفی گره سیاه بیشتر است و همسایه‌های او اغلب دارای رابطه بی‌اعتمادی به او هستند، لذا گره سیاه انتخاب مناسبی برای عضویت در مجموعه هسته نیست و انتخاب او تنها به افزایش نارضایتی و انتشار منفی در شبکه منتج خواهد شد.

۳،۲. انتخاب زیرمجموعه بهینه از گره‌های شبکه

در روش پیشنهادی تلاش می‌شود که یک زیرمجموعه S از کاربران تاثیرگذار انتخاب شود به نحوی که تعداد کاربرانی که به طور مثبت در فرآیند انتشار فعال شده‌اند بیشینه شوند؛ به علاوه تعداد کاربرانی که به صورت منفی در حالت فعال قرار گرفته‌اند کمینه شوند. به بیان دیگر، هدف انتخاب زیرمجموعه بهینه‌ای از گره‌های شبکه است که بیشترین انتشار مثبت و کم‌ترین انتشار منفی را در شبکه داشته باشند.

روال کلی روش پیشنهادی در شکل (۲) آمده است. همان‌گونه که در این شکل آمده است، در روش پیشنهادی ابتدا گراف شبکه اجتماعی به عنوان ورودی مشخص می‌شود. سپس، میزان

تاثیر مثبت و منفی یک و دوگامی هر گره تعیین می‌شود. برای این منظور، همسایگان یک و دوگامی هر گره برای تعیین قدرت انتشار هر گره بررسی می‌شوند. منظور از همسایگان یک‌گامی یک گره، گره‌هایی هستند که بدون واسطه و مستقیم به آن گره متصل شده‌اند و همسایگان دوگامی گره‌هایی هستند که فاصله آنها از گره مورد نظر ۲ می‌باشد. سپس، به کمک روش تصمیم-گیری چندمعیاری تاپسیس میزان قدرت انتشار گره‌های شبکه تعیین شده و در نهایت زیرمجموعه بهینه از گره‌ها انتخاب می-شوند.



شکل (۲): روال کلی روش پیشنهادی

برای تعیین قدرت انتشار مثبت گره v_i از روابط (۱۷) و (۱۸) استفاده می‌شود.

$$Inf_1^+(v_i) = \sum_{v_j \in N(v_i), t_{ji}=+1} w_{ji} \qquad (۱۷)$$

$$Inf_2^+ = \sum_{v_j \in N(v_i)} \sum_{v_r \in N(v_j), (t_{ji} * t_{rj}=+1)} w_{ji} \qquad (۱۸)$$

رابطه (۱۷)، بیان‌گر قدرت انتشار مثبت گره v_i تا همسایگان یک‌گامی است و رابطه (۱۸) نشان‌دهنده قدرت انتشار مثبت گره v_i در همسایگان دوگامی است. در اینجا، w_{ji} وزن یال مثبت بین گره j و i است. همچنین می‌توان به کمک دو رابطه (۱۹) و (۲۰) میزان قدرت انتشار منفی گره v_i در همسایگان یک و دوگامی را به دست آورد.

$$Inf_1^-(v_i) = \sum_{v_j \in N(v_i), t_{ji}=-1} w_{ji} \qquad (۱۹)$$

$$Inf_2^-(v_i) = \sum_{v_j \in N(v_i)} \sum_{v_r \in N(v_j), (t_{ji} * t_{rj}=-1)} w_{ji} \qquad (۲۰)$$

رابطه (۱۹) بیان‌کننده قدرت انتشار منفی گره v_i تا همسایگان یک‌گامی و رابطه (۲۰) نشان‌دهنده قدرت انتشار منفی گره v_i در همسایگان دوگامی است. در اینجا، w_{ji} وزن یال منفی بین گره j و i است. با در نظر گرفتن این ۴ رابطه، می‌توان یک مساله چندهدفه به صورت رابطه (۲۱) بیان کرد.

$$\max(Inf_1^+(v_i), Inf_2^+(v_i), -Inf_1^-(v_i), -Inf_2^-(v_i)) \qquad (۲۱)$$

به کمک رابطه فوق می‌توان قدرت انتشار گره‌های شبکه را محاسبه نموده و گره‌های موثر را تعیین کرد. با توجه به اینکه برای سنجش میزان تاثیر گره‌ها و رتبه‌بندی آنها بیش از یک شاخص وجود دارد؛ بنابراین در این مقاله از تکنیک تصمیم‌گیری چندشاخصه تاپسیس استفاده شده است.

در روش ارائه شده فاصله از ایده‌آل مثبت و منفی برای تمامی گره‌ها محاسبه می‌شود؛ سپس گره‌ها برحسب فاصله به صورت نزولی مرتب می‌شوند. در نهایت k گره‌ای که در ابتدای این لیست قرار می‌گیرند و کم‌ترین هم‌پوشانی را دارند، به عنوان گره‌های تاثیرگذار انتخاب می‌شوند. در الگوریتم (۱) روال روش پیشنهادی بیان شده است. در این الگوریتم، تاثیرهای مثبت و منفی یک و دوگامی در سطرهای ۱ تا ۸ محاسبه می‌شود. با توجه به اینکه تعداد گره‌های گراف n است و هر گره به طور متوسط به اندازه متوسط درجه گراف $\langle d \rangle$ همسایه دارد؛ لذا مرتبه اجرای این بخش $n \times (\langle d \rangle + \langle d \rangle) \times (\langle d \rangle)$ است. در ادامه در سطرهای ۹ تا ۱۱ ماتریس تصمیم که ورودی روش تاپسیس است محاسبه می‌شود، که پیچیدگی n دارد و در سطر ۱۲ تاپسیس فراخوانی می‌شود. با توجه به اینکه تعداد ویژگی‌ها (ستون‌های) ماتریس چهار است، این بخش نیز پیچیدگی n

دارد. سپس، لیست گره‌ها به ترتیب نزولی مرتب شده و گره‌های عضو هسته از میان گره‌های رتبه برتر در سطرهای ۱۵ تا ۱۸ انتخاب می‌شوند. با لحاظ کردن پیچیدگی تاپسیس و انتخاب اعضای هسته می‌توان گفت که در بدترین حالت روش پیشنهادی از درجه $n \times \langle d \rangle^2$ است.

الگوریتم (۱): شبه کد روش پیشنهادی

Input: $G = (V, E, W, T), k$ //k is seedset size

Output: Seedset

for each $v_i \in V$ **do**
  Calculate $Inf_1^+(v_i)$ by Eq.17
  Calculate $Inf_1^-(v_i)$ by Eq.19
  for each $v_j \in$ Neighbor(v_i) **do**
    Calculate $Inf_2^+(v_i)$ by Eq.18
    Calculate $Inf_2^-(v_i)$ by Eq.20
  end for
end for
for each $v_i \in V$ **do**
  S[v_i]=[$Inf_1^+(v_i)$,$Inf_2^+(v_i)$, $Inf_1^-(v_i)$, $Inf_2^-(v_i)$]
end for
CL=TOPSIS(S) // S is Decision Matrix
CL=DescendingSort(CL)
Seedset=∅
while |seedset<k| **do**
  candidate=Del(Head(CL))
  if CN(candidate,seedset)<θ **then**
    Seedset=Seedset∪candidate
return Seedset

۴. ارزیابی

در این بخش به ارزیابی روش پیشنهادی پرداخته می‌شود؛ برای این منظور، از معیار تعداد گره‌های فعال شده مثبت و منفی و قدرت انتشار مجموعه انتخابی، استفاده شده است. در ادامه، ابتدا مجموعه داده‌های مورد استفاده معرفی شده و سپس روش‌هایی که با روش پیشنهادی مقایسه شده‌اند، بیان می‌شوند. در نهایت، نتایج بدست آمده گزارش می‌شوند.

۴،۱. مجموعه داده‌های استفاده شده

در فرآیند ارزیابی از مجموعه داده‌های ویکی‌پدیا استفاده شده است. این مجموعه داده مربوط به کاربران شبکه ویکی‌پدیای انگلیسی است که به نفع یا علیه یکدیگر رای داده‌اند. یال‌های این شبکه به صورت رای به نفع (مثبت) یا رای علیه (منفی) است. همچنین یال‌های گراف با تاریخ رای داده شده برچسب-گذاری شده‌اند. تعداد گره‌های مجموعه داده ویکی‌پدیا ۷۱۱۵ و تعداد یال‌های ۱۰۳۶۸۹ است. این مجموعه داده از پروژه snap که مربوط به دانشگاه استنفورد می‌باشد، تهیه شده و در آدرس https://snap.stanford.edu/data/wiki-vote.html قابل مشاهده است. دیگر ویژگی‌های این مجموعه داده نیز در جدول (۱) ذکر شده است.

جدول (۱): مشخصات مجموعه داده استفاده شده

مشخصه	مقدار
تعداد گره‌ها	۷۱۱۵
تعداد یال‌ها	۱۰۳۶۸۹
بیشترین درجه گراف	۱۱۶۷
قطر	۷
تمایل به ارتباط با درجه‌های بالا	-۰/۰۸۳۰۳۹
ضریب خوشه‌بندی	۰/۱۴۰۹

با توجه به اینکه مجموعه داده ویکی‌پدیا دارای وزن نیست؛ لذا برای وزن یال‌های گراف از دو رویکرد زیر استفاده شده است:

- WCM: با توجه به Weighted Cascade Model وزن یال e_{ij} به صورت $\frac{1}{d_j}$ در نظر گرفته شده است.
- مدل یکنواخت (UNM): در این مدل برای تمام یال‌ها یک وزن ثابت در نظر گرفته شده است.

۴،۲. روش‌های مورد مقایسه

به منظور ارزیابی روش پیشنهاد شده در این مقاله، آن را با روش‌های زیر مقایسه کرده‌ایم.

- ICP_Greedy: رویکردی جهت یافت مجموعه گره‌های موثر با در نظر گرفتن ارتباطات مثبت و منفی بین کاربران است. در این رویکرد، ابتدا یک مدل انتشار مبتنی بر آبشاری مستقل تحت عنوان ICP[1] برای مدل کردن انتشار اطلاعات ارائه شده است، سپس با بکارگیری این مدل یک الگوریتم حریصانه با نام ICP_Greedy برای یافتن کاربران

[1] Polarity-related Independent Cascade

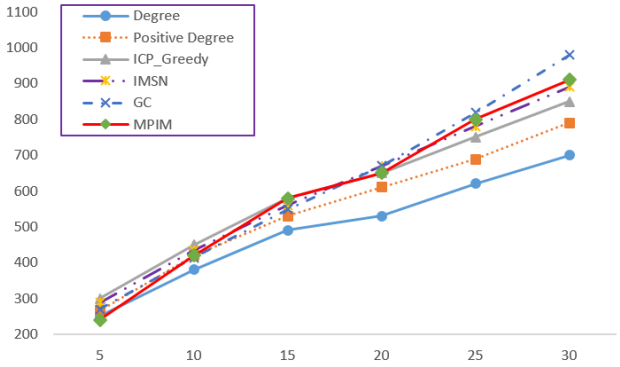
موثر بیان شده است [۲۲].

- Degree: این روش گره‌هایی که بالاترین درجه خروجی را دارند به عنوان موثر در نظر گرفته می‌گیرد [۱۴].
- Degree Positive: در این روش گره‌هایی با بالاترین درجه خروجی مثبت به عنوان موثر در نظر گرفته می‌شوند.
- ترکیب هسته، درجه و آنتروپی (IMSN): در این روش [۲۶] گره‌های که بالاترین میزان هسته، درجه و آنتروپی را داشته باشند، به عنوان عضو هسته انتخاب می‌شوند.
- مرکزیت جاذبه (GC) [۳۱] : در این روش گره‌هایی که قدرت جاذبه بیشتری بر سایر گره‌ها دارند، رتبه بالاتری دریافت می‌کنند.

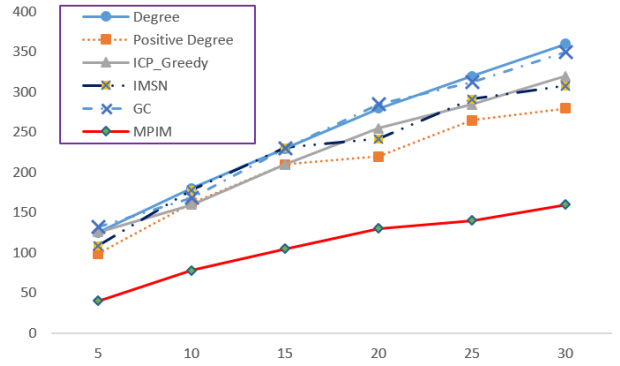
در بخش بعدی به ارزیابی روش پیشنهادی این مقاله که از این پس MPIM[1] نامیده می‌شود، پرداخته خواهد شد.

۴،۳. ارزیابی تعداد گره‌های فعال شده

در آزمایش اول، اندازه k یعنی تعداد گره‌های مجموعه هسته را تغییر داده و به کمک مدل انتشار ICP تعداد گره‌های فعال شده مثبت و منفی در پایان فرآیند انتشار بررسی شده‌اند. نتایج این آزمایش در شکل (۳) نشان داده شده است. بخش (الف) تعداد گره‌های فعال شده مثبت و بخش (ب)، تعداد گره‌های فعال شده منفی را نشان می‌دهد. در این آزمایش وزن یال‌ها از طریق مدل آبشاری وزن‌دار WCM تعیین شده است. در این شکل، محور افقی بیانگر تعداد اعضای هسته اولیه (k) و محور عمودی بیانگر تعداد گره‌های فعال شده مثبت (الف) و منفی (ب) است. همانگونه که در بخش (الف) این شکل می‌توان دید اگرچه روش‌های GC و IMSN در k های کوچک نسبت به روش پیشنهادی یعنی MPIM در تعداد گره‌های مثبت فعال شده موفق‌تر عمل می‌کنند، اما بخش (ب) نشان می‌دهد که MPIM به‌طور قابل توجهی نسبت به رویکردهای مقایسه شده تعداد گره‌های منفی فعال شده را کاهش می‌دهد و دلیل این امر توجه همزمان به ویژگی‌های مثبت در سطوح یک و دو همسایگی هر گره است.



الف. گره‌های مثبت فعال‌شده



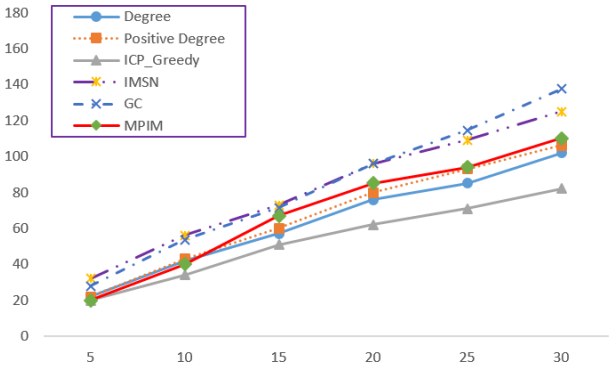
ب. اگره‌های منفی فعال شده

شکل (۳): تعداد گره‌های فعال شده مثبت و منفی در پایان فرآیند

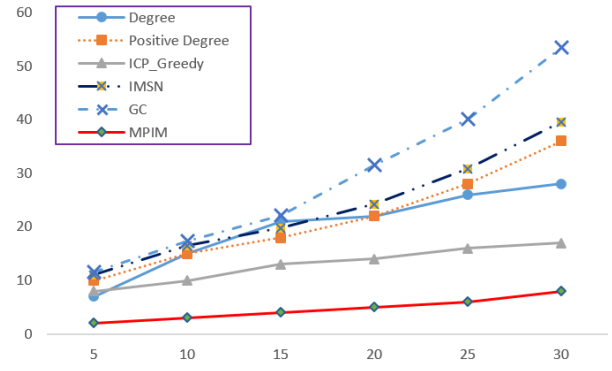
در آزمایش بعدی به کمک روش UNM وزن یال‌ها تعیین می‌شود و توسط مدل انتشار ICP قدرت انتشار مثبت و منفی مجموعه‌های تعیین شده در روش‌های مختلف ارزیابی می‌شود. برای این منظور در آزمایش اول از این بخش وزن تمامی یال‌ها ۰/۰۱ در نظر گرفته شده و مقدار k از ۵ تا ۳۰ تغییر یافته است. نتایج این آزمایش در شکل (۴) نشان داده شده است. نتایج این شکل نشان از عملکرد مناسب روش MPIM در کاهش انتشار نارضایتی (منفی) است. این عملکرد به دلیل انتخاب گره‌هایی است که کمترین وزن منفی با همسایه‌ها و همسایه‌های همسایه‌های خود را دارند.

در بخش بعدی از این آزمایش نیز وزن تمامی یال‌ها ۰/۰۵ در نظر گرفته شده و مقدار k از ۵ تا ۳۰ تغییر می‌کند. نتایج این آزمایش در شکل (۵) آمده است.

[1] Multi-criteria Polarity Influence Maximization

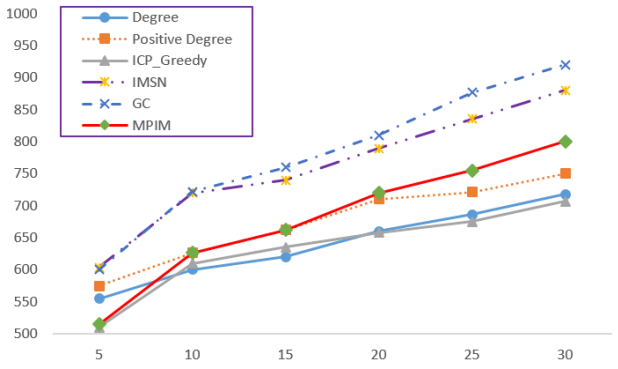


الف. انتشار مثبت

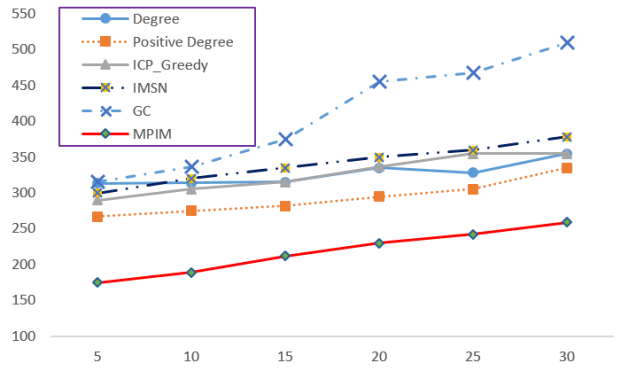


ب. انتشار منفی

شکل (۴): میزان قدرت انتشار مجموعه‌های انتخاب شده



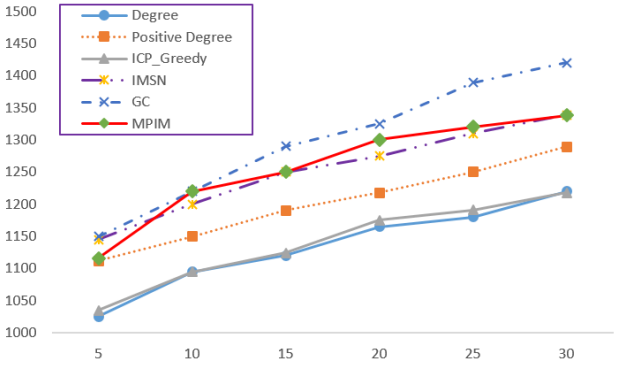
الف. انتشار مثبت



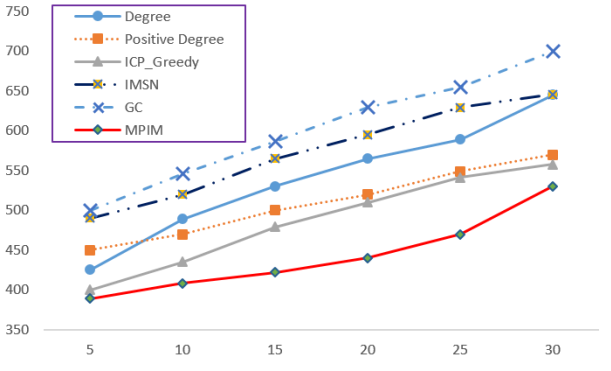
ب. انتشار منفی

شکل (۵): میزان قدرت انتشار مجموعه‌های انتخاب شده با وزن ۰/۰۵

نتایج شکل (۵) نشان‌دهنده عملکرد مناسب روش MPIM در انتخاب مجموعه گره‌های با انتشار تاثیر مثبت مناسب و با کاهش قابل توجه انتشار نارضایتی (انتشار منفی) در شبکه است. دربخش انتهایی از این آزمایش نیز وزن تمامی یال‌ها ۰/۱ در نظر گرفته شده و مقدار k از ۵ تا ۳۰ تغییر می‌کند. نتایج این آزمایش در شکل (۶) نشان داده شده است.



الف. انتشار مثبت



ب. انتشار منفی

شکل (۶): میزان قدرت انتشار مجموعه‌های انتخاب شده با وزن ۰/۱

در کل، نتایج آزمایشات این بخش نشان می‌دهد با افزایش وزن یال‌ها با توجه به در نظر گرفتن همسایه‌های دوگامی الگوریتم پیشنهادی نتایج بهتری ارائه می‌دهد. لازم به ذکر است که اگرچه برخی از روش‌های استفاده شده در مقایسات از نظر انتشار تاثیر مثبت از روش پیشنهادی بهتر عمل می‌کنند، اما با در نظر گرفتن تاثیر منفی و انتشار آن نتیجه روش پیشنهاد شده در این مقاله در مقایسه با سایر روش‌ها بهتر است؛ به عبارت دقیق‌تر، موفقیت روش پیشنهادی در کمینه کردن اثر منفی در انتشار نسبت به سایر روش‌ها مناسب‌تر است.

۵. نتیجه‌گیری و کارهای آتی

در این مقاله، به مساله انتخاب افراد تاثیرگذار با در نظر گرفتن وزن‌های تاثیر مثبت و منفی پرداخته شد. در روش پیشنهادی، برای هر فرد در شبکه اجتماعی میزان تاثیر مثبت یک و دوگامی محاسبه شده و در ادامه تاثیر منفی یک و دوگامی او نیز به دست آمد. سپس مساله به صورت یک مدل چندهدفه بیان شد و از روش تاپسیس برای حل مساله و انتخاب گره‌های تاثیرگذار استفاده شد. برای ارزیابی روش پیشنهادی از مجموعه داده ویکی‌پدیا که حاوی داده‌های اعتماد یا عدم‌اعتماد در بین دوستان بود، استفاده گردید. با توجه به اینکه وزن تاثیر در این مجموعه داده وجود نداشت؛ دو روش WCM و UNM برای وزن‌دار کردن بهره برده شد. سپس، میزان قدرت انتشار مجموعه انتخاب شده توسط روش پیشنهادی و سایر روش‌ها در اندازه-های مختلف مورد مقایسه قرار گرفت و مشاهده شد علی‌رغم آنکه در برخی از شرایط تعدادی از روش‌ها از انتشار مثبت بیشتری نسبت به روش پیشنهادی برخوردار هستند، اما روش پیشنهادی در تمام حالات از نظر انتشار منفی از عملکرد بسیار مطلوب‌تری برخوردار است؛ که در عمل این مساله بسیار حائز اهمیت است زیرا افراد در انتشار نارضایتی بسیار کوشاتر از انتشار رضایت‌مندی هستند. به تعبیر دیگر، افراد رضایت خود از یک محصول یا شرکت را تنها با ۵ نفر در میان می‌گذارند در حالی که نارضایتی خود را با بیش از ۸ نفر از اعضای شبکه و مجموعه دوستان و دوستان دوستان خود به اشتراک می‌گذارند. از جمله کارهایی که در آینده می‌توان برای تکمیل این مقاله انجام داد، محاسبه تاثیرپذیری افراد در زمینه‌های مختلف است.

تعارض منافع: نویسندگان اعلام می‌کنند که هیچ تعارض منافعی ندارند.

مراجع

[1] Rukuni T. F., Shaw G., Chetty Y., Kgama P., Kekana P., and Rogers K., "Viral Marketing Strategies and Customer Buying Behavioural Intentions at Retail Store in Johannesburg," Business Management and Strategy, 8(1): 59-83, 2017.

[2] Sheikhahmadi A. and Zareie A., "Identifying influential spreaders using multi-objective artificial bee colony optimization," Applied Soft Computing, 94:106436, 2020.

[3] Malliaros F. D., Rossi M.-E. G., and Vazirgiannis M., "Locating influential nodes in complex networks," Scientific reports, vol. 6, 2016.

[4] Wang S., Du Y., and Deng Y., "A new measure of identifying influential nodes: Efficiency centrality," Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 47:151-163, 2017.

[5] Wei D., Deng X., Zhang X., Deng Y., and Mahadevan S.,"Identifying influential nodes in weighted networks based on evidence theory," Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 392(10): 2564-2575, 2013.

[6] Yang Y., Wang Z., Pei J., and Chen E., "Tracking influential nodes in dynamic networks," arXiv preprint arXiv: 1602.04490, 2016.

[7] Zhang X., Zhu J., Wang Q., and Zhao H., "Identifying influential nodes in complex networks with community structure," Knowledge-Based Systems, 42: 74-84, 2013.

[۸] کی پور ا.، براری م. و شیرازی ح.، «پیشگویی پیوند در شبکه‌های اجتماعی با استفاده از ترکیب دسته‌بندی کننده‌ها»، مجله محاسبات نرم، جلد ۴، شماره ۲، ص. ۲-۱۷، ۱۳۹۴.

[۹] محفوظ ا. و فتحی تبار غ.، «مجموع فاصله بین رئوس گراف»، مجله محاسبات نرم، جلد ۵، شماره ۲، ص. ۲۸-۳۳، ۱۳۹۵.

[10] Zareie A., Sheikhahmadi A., Jalili M., and Fasaei M. S. K., "Finding influential nodes in social networks based on neighborhood correlation coefficient," vol. 194, 2020.

[11] Zareie A., Sheikhahmadi A., and Jalili M., "Influential node ranking in social networks based on neighborhood diversity," 94: 129, 2019.

[12] Zareie A. and Sheikhahmadi A., "A hierarchical approach for influential node ranking in complex social networks," Expert Systems with Applications, 93: 200-211, 2018.

[13] Zareie A., Sheikhahmadi A., and Fatemi A., "Influential nodes ranking in complex networks: An entropy-based approach," 104: 494, 2017.

[14] Sheikhahmadi A., Nematbakhsh M. A., and Shokrollahi A., "Improving detection of influential nodes in complex networks," 436: 845, 2015.

[15] Chen W., Collins A., Cummings R., Ke T., Liu Z., Rincon D., Sun X., Wang Y., Wei W., and Yuan Y., "Influence maximization in social networks when negative opinions may emerge and propagate," in Proceedings of the 2011 SIAM International Conference on Data Mining, 2011, pp. 379-390: SIAM.

[۱۶] خلیلی درمنی م.، «الگوریتم چندمعیاره برای تعیین مسیر حرکت گره چاهک در شبکه‌های حسگر بی‌سیم»، مجله محاسبات نرم، جلد ۷، شماره ۲، ص. ۷۴-۸۳، ۱۳۹۷.

[17] Du Y., Gao C., Hu Y., Mahadevan S., and Deng Y., "A new method of identifying influential nodes in complex networks based on TOPSIS," Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 399: 57-69, 2014.

[18] Hu J., Du Y., Mo H., Wei D., and Deng Y., "A modified weighted TOPSIS to identify influential nodes in complex networks," Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 444: 73-85, 2016.

[19] Jia H., Han Y., Wu X., and Zhu S., "Node Importance Evaluation Algorithm for Complex Network Based on Time Series and TOPSIS," in Conference: 2020 39th Chinese Control Conference (CCC), pp. 790, 2020.

[20] Kempe D., Kleinberg J., and Tardos É., "Influential nodes in a diffusion model for social networks," in International Colloquium on Automata, Languages, and Programming, 2005, pp. 1127-1138: Springer.

[21] Woo J., Son J., and Chen H., "An SIR model for violent topic diffusion in social media," in 2011 IEEE International Conference on Intelligence and Security Informatics (ISI), pp. 15-19, 2011.

[22] Li D., Xu Z.-M., Chakraborty N., Gupta A., Sycara K., and Li S., "Polarity related influence maximization in signed social networks," PloS one, 9(7): e102199, 2014.

[23] Li Q., Zhou T., Lü L., and Chen D., "Identifying influential spreaders by weighted LeaderRank," Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 404: 47-55, 2014.

[24] Bae J. and Kim S., "Identifying and ranking influential spreaders in complex networks by neighborhood coreness," Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 395: 549-559, 2014.

[25] Wang Z., Zhao Y., Xi J., and Du C., "Fast ranking influential nodes in complex networks using a k-shell iteration factor," Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 461: 171-181, 2016.

[26] Sheikhahmadi A. and Nematbakhsh M. A., "Identification of multi-spreader users in social networks for viral marketing," Journal of Information Science, 43(3): 412-423, 2017.

[27] Lü L., Zhang Y.-C., Yeung C. H., and Zhou T., "Leaders in social networks, the delicious case," PloS one, 6(6): e21202, 2011.

[28] Namtirtha A., Dutta A., and Dutta B., "Weighted kshell degree neighborhood: A new method for identifying the influential spreaders from a variety of complex network connectivity structures," Expert Systems with Applications, 139: 112859, 2020.

[29] Maji G., "Influential spreaders identification in complex networks with potential edge weight based k-shell degree neighborhood method," Journal of Computational Science, 39: 101055, 2020.

[30] Ma L.-L., Ma C., Zhang H.-F., and Wang B.-H., "Identifying influential spreaders in complex networks based on gravity formula," Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 451: 205-212, 2016.

[31] Li Z., Ren T., Ma X., Liu S., Zhang Y., and Zhou T., "Identifying influential spreaders by gravity model," Scientific reports, 9(1): 1-7, 2019.

[32] Liu F., Wang Z., and Deng Y., "GMM: A generalized mechanics model for identifying the importance of nodes in complex networks," Knowledge-Based Systems, 193: 105464, 2020.

[33] Yang X. and Xiao F., "An improved gravity model to identify influential nodes in complex networks based on k-shell method," Knowledge-Based Systems, p. 107198, 2021.