شناسایی انجمن ها در شبکه های اجتماعی مبتنی بر رفتار کاربر و با استفاده از رویکرد نظریه بازی

سمانه رجبی اسلامی[۱]، سید علیرضا هاشمی گلپایگانی[۲]

[۱]دانشگاه صنعتی امیرکبیر، s.rajabi@aut.ac.ir

[۲]دانشگاه صنعتی امیرکبیر، sa.hashemi@aut.ac.ir

چکیده

در تحلیل شبکه‌های اجتماعی، یکی از مسائل مهم شناسایی انجمن‌ها است. هر انجمن گروهی از گره‌های شبکه است به‌گونه‌ای که ارتباط بین گره‌های درون گروه با یکدیگر، بیشتر از ارتباط آن‌ها با سایر گره‌های شبکه است. پیش از این از نظریه بازی برای شناسایی انجمن‌ها در شبکه‌های اجتماعی استفاده شده است. در این مقاله روش جدیدی مبتنی بر نظریه بازی پیشنهاد می‌کنیم که رفتار کاربران را نیز مدنظر قرار می‌دهد. بدین ترتیب، هر گره در شبکه اجتماعی به‌عنوان یک عامل خودخواه در نظر گرفته می‌شود که بر اساس تابع سودمندی که دارد اعمال ترک انجمن خود، پیوستن به انجمنی دیگر و یا تعویض انجمن که ترکیبی از دو مورد قبلی است را انجام می‌دهد. تابع سودمندی پیشنهادی مبتنی بر مفهوم ماژولاریتی است که با در نظر گرفتن رفتار کاربران توسعه داده شده است. با مدنظر قرار دادن رفتار کاربران قادر به شناسایی جوامع فعال، یعنی جوامعی که بر مبنای روابط واقعی افراد بناشده‌اند، خواهیم بود. طبق مطالعات ما، این اولین بار است که رفتار کاربران در مسئله‌ی شناسایی انجمن‌ها با رویکرد مبتنی بر نظریه بازی در نظر گرفته شده است. در این روش همچنین به هر عامل اجازه‌ی انتخاب چند انجمن داده می‌شود، بنابراین همپوشانی انجمن‌ها امکان‌پذیر است. نتایج حاصل از ارزیابی روش پیشنهادی نشان می‌دهند که این روش در شناسایی انجمن‌های همپوشان موفق است.

واژه‌های کلیدی

شبکه اجتماعی، شناسایی انجمن‌ها، رفتار کاربر، نظریه بازی

۱- مقدمه

شبکه‌های اجتماعی آنلاین هرروز شهرت بیشتری به دست می‌آورند. وب‌سایت‌های شبکه‌های اجتماعی امکان برقراری ارتباط بین افراد از طریق اینترنت را فراهم می‌کنند. شبکه‌ها می‌توانند مشخصه‌های مختلفی داشته باشند. یکی از مهم‌ترین این مشخصه‌ها، ساختار انجمن‌ها در آن شبکه است. انجمن‌ها به گروه‌هایی از گره‌های شبکه اشاره دارند که یال‌های بین گره‌ها در درون گروه متراکم ولی در بین گروه‌ها کم و پراکنده است [۱]. به‌بیان‌دیگر، رأس‌های درون یک گروه اتصال بیشتری با یکدیگر و اتصال کمتری با رأس‌های بیرون شبکه دارند [۲، ۳].

شناسایی انجمن‌ها کاربردهای زیادی دارد. برای مثال در بازاریابی آنلاین مثلاً برای تعیین مکان تبلیغات آنلاین یا استراتژی‌های بازاریابی ویروسی، شناسایی انجمن‌ها در شبکه اجتماعی غالباً به کسب نتایج بهتر بازاریابی می‌انجامد.

در شبکه‌های اجتماعی آنلاین، علاوه بر ارتباطات میان افراد، اقدامات متفاوتی از سوی کاربران صورت می‌گیرد. به‌عنوان‌مثال، کاربر می‌تواند رفتارهای مختلفی مانند به اشتراک‌گذاری محتوا، مشاهده محتوا، بازانتشار محتوا و غیره را بروز دهد. با وجود آن‌که مطالعات انجام‌شده حاکی از مرتبط بودن رفتار افراد با رفتار همسایه‌های آن‌ها در شبکه اجتماعی هستند [۴]، به‌ندرت به موضوع وارد نمودن جنبه‌های رفتاری در مسئله‌ی شناسایی انجمن‌ها توجه شده است. درحالی‌که این امر به افزایش کیفیت انجمن‌های یافته شده می‌انجامد و در بسیاری از کاربردها، مفیدتر و معنادارتر خواهد بود.

در این مقاله روشی برای شناسایی ساختار انجمن‌ها با استفاده از ساختار شبکه و اقدامات انجام‌شده توسط کاربران در شبکه‌های اجتماعی معرفی می‌کنیم. این روش، از مدل‌های نظریه‌ی بازی برای حل مسئله‌ی شناسایی جوامع استفاده می‌کند. در روش پیشنهادی برای حل مسئله، هر گره‌ی شبکه، به‌عنوان یک عامل منطقی در نظر گرفته می‌شود که سعی در بیشینه

کردن تابع سودمندی خود به شیوه‌ی نظریه بازی‌ها دارد. تعادل نش[1] برای بازی، با ساختار نهایی انجمن‌ها برابر است. در محاسبه‌ی مقدار تابع سودمندی، از نسخه‌ای از معیار معروف ماژولاریتی[2] که با توجه به رفتار کاربر و هم‌پوشانی انجمن‌ها توسعه داده‌ایم استفاده می‌کنیم. استفاده از رویکرد نظریه بازی نه‌تنها پایه و اساسی سامانمند برای ظهور انجمن‌ها فراهم می‌کند، بلکه هم‌پوشانی انجمن‌ها را نیز در نظر می‌گیرد. با وجود اینکه در شبکه‌های اجتماعی هر فرد به‌طور طبیعی به بیش از یک انجمن تعلق دارد، بیشتر تحقیقات در بحث شناسایی انجمن‌ها بر روی بخش‌بندی گراف به مؤلفه‌های مجزا تمرکز کرده‌اند و تنها برخی از آن‌ها هم‌پوشانی انجمن‌ها را در نظر می‌گیرند.

در ادامه‌ی این مقاله، ابتدا کارهای مرتبط در بخش ۲ معرفی می‌شوند. در بخش ۳ روش پیشنهادی خود را مطرح می‌کنیم. در قسمت ۴ ارزیابی‌های انجام شده را شرح داده و نهایتاً در قسمت ۵ نتیجه‌گیری خود را ارائه می‌دهیم.

۲- کارهای مرتبط

مسئله‌ی شناسایی انجمن‌ها، به شکل‌های مختلف در زمینه‌های گوناگون مانند فیزیک، جامعه‌شناسی و علوم کامپیوتر پیشنهاد شده است. در ابتدا، برای حل این مسئله از روش‌های بخش‌بندی گراف[3] استفاده می‌شد. عیب اصلی این روش‌ها این است که تعداد و اندازه‌ی خوشه‌ها باید معلوم باشد. نیومن [۵] با معرفی مفهوم ماژولاریتی که معیاری برای اندازه‌گیری کیفیت تقسیم‌بندی گراف به گروه‌ها است، یکی از اولین افرادی بود که در جهت رفع معایب ذکر شده گام برداشت. تاکنون روش‌های بسیاری برای شناسایی جوامع هم‌پوشان[4] و غیر هم‌پوشان پیشنهادشده‌اند. در [۲] بررسی کاملی از این روش‌ها ارائه شده است.

اخیراً روش‌هایی مبتنی بر نظریه بازی برای شناسایی انجمن‌ها پیشنهاد شده‌اند. انگیزه اصلی در ارائه این روش‌ها این است که ظهور انجمن‌ها به طور طبیعی از پایین به بالا و بدون اعمال مکانیسمی متمرکز که هدفی سرتاسری را بهینه کند صورت می‌گیرد. اولین بار در [۶] چنین رویکردی برای شناسایی انجمن‌های همپوشان پیشنهاد شد. ازآن‌پس روش‌های دیگری بر همین مبنا ارائه شدند. برخی از این روش‌ها [۱۲،۱۱،۱۰،۹،۸،۷] شکل‌گیری انجمن‌ها را به‌صورت یک بازی غیر هم کارانه یا رقابتی در نظر می‌گیرند که در آن تصمیمات بازیکنان مستقل از همدیگر است. برخی دیگر [۱۴،۱۳] به‌صورت بازی هم کارانه یا ائتلافی به آن نگاه می‌کنند. در تمامی این روش‌ها رئوس مجاور در ساختار گراف به‌عنوان رئوس شبیه به هم در نظر گرفته می‌شوند. درنتیجه، به‌شدت به مشخصه‌های ساختاری شبکه وابسته هستند و توجهی به خصوصیات گره‌ها مانند رفتار آن‌ها، ندارند.

در سال‌های اخیر، تعدادی از محققان روش‌های جدیدی با توجه به رفتار کاربران ارائه داده‌اند [۱۶،۱۵]. در این روش‌ها برای شناسایی میزان شباهت گره‌های موجود در انجمن از این مفهوم استفاده می‌شود که اعضای یک انجمن بهتر است که رفتار و علائق شبیه به هم داشته باشند. علاوه بر این، به ارتباط بین روابط اجتماعی و رفتار در پژوهش‌های پیشین اشاره شده است. برای مثال نشان داده شده است که افرادی که مشتریان از دست رفته قدیمی را می‌شناسند با احتمال بیشتری خودشان در آینده از خرید رویگردان می‌شوند [۱۷]. بنابراین با توجه به اینکه رفتار افراد می‌تواند با رفتار همسایه-های آن‌ها در شبکه اجتماعی مرتبط باشد، وارد کردن جنبه‌های رفتاری حین شناسایی انجمن‌ها، به افزایش کیفیت انجمن‌های یافته شده می‌انجامد. در این مقاله با ترکیب کردن مشخصات رفتاری کاربران و رویکرد مبتنی بر نظریه بازی، روش جدیدی برای شناسایی انجمن‌ها پیشنهاد می‌کنیم. مشخصات رفتاری کاربران که پیش از این در روش‌های مبتنی بر نظریه بازی استفاده نشده است می‌تواند به بهبود عملکرد این روش‌ها بیانجامد.

۳- روش پیشنهادی

در این بخش چارچوب کلی روش پیشنهادی خود را ارائه می‌کنیم. فرض می‌کنیم گراف بدون طوقه، بدون جهت و بدون وزن متناظر با شبکه، $G = (V, E)$ به‌عنوان ورودی داده‌شده است. در اینجا V اعضای شبکه اجتماعی هستند و E رابطه اجتماعی بین اعضا را نشان می‌دهد. همچنین، فرض می‌کنیم که در G ، $n = |V|$ و $m = |E|$ باشد.

رفتار کاربران در اینجا، واکنش‌های آن‌ها نسبت به اشیاء یا موضوعات مختلف در نظر گرفته می‌شود. برای بیان رفتار، از یک بردار به ازای هر کاربر استفاده می‌کنیم که طول آن با تعداد اشیاء موجود برابر است؛ بنابراین با فرض داشتن آرایه‌ای محدود و مشخص از اشیاء مانند $T = \{T_1, T_2, .., T_o\}$ که o برابر با تعداد اشیاء است، رفتارهای کاربر i را در قالب بردار R_i به طول o نشان می‌دهیم. درایه‌ی xام از R_i که با R_{ix} نشان داده می‌شود، رفتار کاربر R_i نسبت به T_x را با یک مقدار عددی بازگو می‌کند.

در این مقاله، مسئله‌ی شناسایی انجمن‌ها را از دیدگاه نظریه بازی بررسی می‌کنیم. بدین منظور ابتدا باید با مشخص کردن مجموعه‌ی بازیکنان[5]، اعمال[6] و توابع سود[7]، بازی را تعریف کنیم.

[1] Nash Equilibrium
[2] Modularity
[3] Graph partitioning
[4] Overlapping
[5] Players
[6] Actions
[7] Utility function

بازیکنان: هر گره از شبکه یک بازیکن در نظر گرفته می‌شود. تعداد گره‌ها تعداد بازیکنان را مشخص می‌کند. هر بازیکن سعی در بیشینه کردن سود خود دارد.

اعمال: فضای استراتژی یا عمل برای بازیکن‌ها، زیرمجموعه‌ای از انجمن‌های ممکن است. مجموعه‌ی همه‌ی انجمن‌های ممکن را با $[k] = \{1, 2, \dots, k\}$ نشان می‌دهیم که k یک چندجمله‌ای از n است. استراتژی‌های بازیکن برابر با انجمن‌هایی است که عضو آن است. به‌بیان‌دیگر استراتژی بازیکن iام $s_i \subseteq [k]$ می‌باشد که شامل شناسه‌های انجمن‌هایی است که i عضو آن است.

توابع سود: سود هر بازیکن مطابق با فرمول ۱ از تفاضل توابع منفعت و زیان محاسبه می‌شود. $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)$، یک آرایه از استراتژی‌های همه‌ی بازیکن‌ها و خروجی بازی است.

$$u_i(S) = g_i(S) - l_i(S). \quad (۱)$$

که در آن تابع منفعت از فرمول ۲ و تابع ضرر از فرمول ۴ محاسبه می‌شوند.

$$g_i(S) = (1-\alpha)\frac{1}{2m}\sum_{j\in[n]}\left(A_{ij}\hat{\delta}(i,j) - \frac{d_i d_j}{2m}.|L_i \cap L_j|\right) + \alpha\frac{1}{2m}\sum_{j\in[n]} sim(R_i, R_j)\,\hat{\delta}(i,j). \quad (۲)$$

در فرمول ۲، قسمت اول انسجام ساختاری را نشان می‌دهد و نسخه‌ای کلی شده از تابع شناخته شده ماژولاریتی است که برای تطبیق با این واقعیت که یک گره ممکن است به بیش از یک انجمن تعلق داشته باشد (هم‌پوشانی انجمن‌ها) تغییر داده‌شده است. در این فرمول، $\hat{\delta}(i,j) = 1$ اگر $|L_i \cap L_j| \geq 1$ و در غیر این صورت $\hat{\delta}(i,j) = 0$ است. A ماتریس مجاورت گراف G است و d_i درجه‌ی رأس i را نشان می‌دهد. قسمت دوم فرمول ۲ انسجام رفتاری را نشان می‌دهد و α پارامتری است که میزان اعمال آن را کنترل می‌کند. تابع sim یک تابع برای محاسبه‌ی شباهت بردارهای رفتار R_i و R_j است. در مورد این بردارها پیش‌ازاین توضیح دادیم. در این مقاله، از تابع ضریب همبستگی پیرسون[۸] برای این کار استفاده می‌کنیم. بنابراین $sim(R_i, R_j)$ مطابق با فرمول ۳ محاسبه می‌شود.

$$sim(R_i, R_j) = \frac{\sum_{x=1}^{o}(R_{ix} - \bar{R_i})(R_{jx} - \bar{R_j})}{\sqrt{\sum_{x=1}^{o}(R_{ix} - \bar{R_i})^2}\sqrt{\sum_{x=1}^{o}(R_{jx} - \bar{R_j})^2}}. \quad (۳)$$

همان‌طور که در زندگی روزمره استفاده از خدمات مختلف هزینه دارد، عضویت در انجمن‌ها نیز نیازمند صرف هزینه‌هایی توسط بازیکن است. تابع ضرر یک بازیکن یک تابع خطی از تعداد انجمن‌هایی است که آن بازیکن در آن‌ها عضو شده است. این ضرر را می‌توان به‌عنوان هزینه عضویت تعبیر کرد. به همین دلیل تابع ضرری که در فرمول ۵ از آن استفاده کردیم را به‌صورت زیر تعریف می‌کنیم.

$$l_i(S) = \frac{1}{n}(|s_i| - 1). \quad (۴)$$

ازآنجاکه فضای استراتژی در این بازی بسیار بزرگ است و پیدا کردن تعادل نش در حالت کلی NP_Hard است، به‌جای استفاده از تعادل نش سرتاسری از تعادل نش محلی استفاده می‌کنیم، یعنی حالتی که در آن هیچ بازیکنی نمی‌تواند با انحراف کمی از استراتژی فعلی، سودمندی‌اش را بهبود دهد. به همین دلیل، هر بازیکن تنها می‌تواند با اعمال پیوستن به انجمن، جدا شدن از آن و یا عوض کردن انجمن استراتژی خود را تغییر دهد. مورد آخر درواقع ترکیبی از جدا شدن از انجمن قبلی و پیوستن به انجمن جدید است. کاربران همچنین می‌توانند هیچ‌یک از این اعمال را انتخاب نکرده و بدون تغییر باقی بمانند.

چنانچه کاربر تصمیم بگیرد که به انجمن C بپیوندد، این کار را از طریق اضافه کردن شناسه‌ی انجمن C به مجموعه استراتژی‌های خودش، s_i، انجام می‌دهد که منجر به کسب سود u_{Join} برای او می‌شود. به زبان ریاضی، استراتژی این عامل مطابق با فرمول ۵ تغییر می‌کند.

$$s_i \longleftarrow s_i \cup \{C\}. \quad (۵)$$

گفتیم که کاربر می‌تواند انجمن‌های خود را ترک کند. این عمل، از طریق حذف کردن شناسه‌ی آن انجمن از مجموعه‌ی استراتژی‌های کاربر انجام می‌شود و به کسب سود u_{Leave} توسط وی می‌انجامد.

$$s_i \longleftarrow s_i \backslash \{C'\}. \quad (۶)$$

هم‌چنین، کاربر می‌تواند با حذف کردن شناسه C' از مجموعه ی استراتژی‌ها و اضافه کردن شناسه ی C به آن‌ها انجمن خود را تعویض کند. و سود u_{Switch} را کسب کند.

$$s_i \longleftarrow s_i \backslash \{C'\}, s_i \longleftarrow s_i \cup \{C\}. \quad (۷)$$

در نهایت، سود جدید u_i' برای این بازیکن از طریق فرمول ۸ محاسبه و جایگزین سود قبلی، u_i، می گردد.

$$u_i' \longleftarrow \max\{u_{Join}, u_{Leave}, u_{Switch}, u_{noOp}\}. \quad (۸)$$

تعادل نش موقعیتی است که در آن با ثابت نگه‌داشتن انتخاب‌های سایر بازیکنان، هیچ بازیکنی نمی‌تواند با تغییر انجمن‌هایی که در آن عضو است سود خود را بهبود دهد. در اینجا چنانچه برای همه‌ی بازیکن‌ها $u_i' \leq u_i$ باشد، همه‌ی بازیکن‌ها از انتخاب خود راضی هستند و بازی در تعادل نش قرار دارد. این بازی تعادل نش دارد زیرا طبق [۶] توابع منفعت و زیان تعریف شده برای آن خطی محلی هستند و در نتیجه بازی تشکیل انجمن‌ها یک

[۸] Pearson

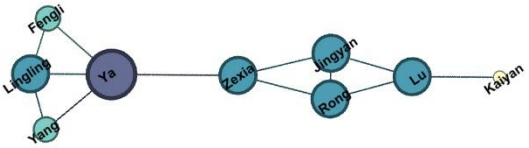
بازی بالقوه است و هر بازی بالقوه نیز حداقل یک تعادل نش خالص دارد. تعاریف و قضایای ریاضی مربوطه به مسئله از محدوده‌ی این مقاله هستند و برای توضیحات بیشتر می‌توان به [۶] رجوع کرد. تمام انجمن‌ها پس از رسیدن به تعادل نش آشکار می‌شوند. الگوریتم شکل ۱ این کار را به‌درستی انجام می‌دهد.

1: Input: G
2: Output: Communities
3: Construct the list $agents$ of the graph G
4: Construct behavior vector for each node in graph G
5: while NOT convergence in the agents' utilities do
6: $agent_i$ = Random_Select($agents$)
7: $action_i$ = Best_Operation($join, leave, switch$)
8: u_i' = Utility_Calculate($agent_i, action_i$)
9: if $u_i < u_i'$ then
10: $u_i \leftarrow u_i'$
11: Update s_i
12: Update $communities$
13: Else
14: $action_i = noOp$
15: end if
16: end while

شکل ۱ الگوریتم پیشنهادی

۴- ارزیابی

برای ارزیابی روش پیشنهادی ابتدا از یک مجموعه داده واقعی کوچک استفاده می‌کنیم تا به‌صورت شهودی تفاوت بین روش ما و روش‌های موجود قابل‌درک باشد. این مجموعه داده که توسط [۱۸] جمع‌آوری‌شده شامل ۹ دانشجوی دانشگاه علوم و فنون چین و رابطه‌ی دوستی بین آن‌ها است. شبکه‌ی اجتماعی این داده‌ها در شکل ۲ نشان داده شده است.



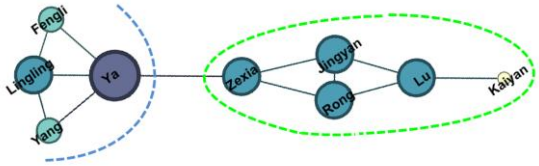
شکل ۲ شبکه اجتماعی ۹ دانشجوی چینی

برای هرکدام از این دانشجویان، فعالیت‌های آن‌ها به تفکیک حوزه‌های مختلف در جدول ۱ نشان داده شده است. درصورتی‌که دانشجو در حوزه‌ی مشخص شده فعالیت داشته باشد مقدار مربوط به آن فعالیت برای آن دانشجو برابر ۱ و در غیر این صورت ۰ است.

جدول ۱ فعالیت‌های دانشجویان در حوزه‌های مختلف

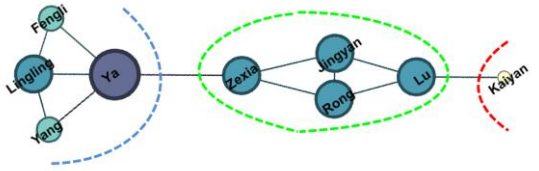
	Lingling	Yang	Fengli	Ya	Zexia	Rong	Jingyan	Lu	Kaiyan
موسیقی	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱
ورزش	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰
مطالعه	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۰	۱
مسافرت	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۱
سینما	۰	۰	۰	۰	۱	۱	۱	۱	۰

در الگوریتم پیشنهادی، مقدار $\alpha = 0$ بدین معناست که شناسایی انجمن‌ها تنها بر پایه‌ی لینک‌های شبکه عمل می‌کند. همان‌گونه که در شکل ۳ نشان داده شده است، در این حالت گره‌هایی که در یک انجمن قرار می‌گیرند، ارتباطات دوستی منسجم‌تری دارند و انجمن‌های حاصل، با انجمن‌های یافت شده توسط روش‌های مطرح مانند روش مبتنی بر ماژولاریتی نیومن [۵] مطابقت دارند.



شکل ۳ انجمن‌های یافت شده با استفاده از روش پیشنهادی با $\alpha = 0$

شکل ۴ مربوط به وقتی است که $\alpha = 0.5$ باشد. در این حالت ترکیبی از رفتار کاربران و ساختار شبکه را در روش شناسایی انجمن‌ها لحاظ کرده‌ایم. ملاحظه می‌شود که Kaiyan این بار در انجمن جداگانه‌ای قرار گرفته است. با مرور رفتارهای کاربران، این نتیجه منطقی به نظر می‌رسد چون رفتارهای او با ۴ دوست خود یعنی Lu، Zexia، Rong و Jingyan تطابق اندکی دارد.



شکل ۴ انجمن‌های یافت شده با استفاده از روش پیشنهادی با $\alpha = 0.5$

برای ارزیابی بیشتر روش پیشنهادی، از مجموعه داده مربوط به سرویس وبلاگ فارسی پارسی‌بلاگ استفاده می‌کنیم[9] که یکی از پیشگامان وبلاگ

[9] http://www.parsiblog.com

دهی در ایران است. هر کاربر می‌تواند افرادی را به مجموعه دوستان خود اضافه کند. همچنین کاربران می‌توانند در گروه‌های مختلف عضو شوند. در جدول ۲ خلاصه‌ای از مشخصات این مجموعه داده آورده شده است.

جدول ۲ مروری بر مجموعه داده پارسی بلاگ

موجودیت	تعداد	رابطه	تعداد
کاربر	۵۷۸۴۷	دوستی	۲۱۱۹۶۳
گروه	۲۷۸۱	عضویت در گروه	۳۰۲۷

به‌منظور آزمودن روش پیشنهادی، از مجموعه داده‌ی حاضر کلیه‌ی روابط دوستی دوطرفه که تا قبل از سال ۱۳۸۵ شکل گرفته‌اند را انتخاب می‌کنیم. در نتیجه یک شبکه‌ی اجتماعی غیر جهت‌دار با تعداد روابط محدودتر از مجموعه داده‌ی اولیه به دست می‌آوریم. مشخصات این مجموعه داده در جدول ۳ نشان داده شده است. برای هر کاربر حاضر در این روابط، یک بردار رفتار در نظر می‌گیریم که طول آن با اندازه اجتماع گروه‌هایی که کاربران در آن‌ها عضویت دارند برابر است. هر درایه‌ی این بردار در صورت عضویت کاربر در گروه متناظر با این درایه، ۱ و در غیر این صورت برابر با ۰ می‌باشد.

جدول ۳ مشخصات بخشی از مجموعه داده پارسی بلاگ استفاده شده در این مقاله

موجودیت	تعداد	رابطه	تعداد
کاربر	۳۸۴	دوستی	۱۷۶۹
گروه	۱۵۹	عضویت در گروه	۲۲۹

با اجرای روش پیشنهادی با مقادیر $\alpha = 0$ و $\alpha = 0.5$ بر روی مجموعه داده‌ی حاصل، آن را از نظر معیار ماژولاریتی با دو روش زیر مقایسه کردیم:

- **روش PSGAME** [۷]. روشی برای شناسایی انجمن‌های هم‌پوشان است که مبتنی بر رویکرد نظریه بازی پیشنهاد شده است. در این روش معیار شباهت گره‌ها شباهت ساختاری آن‌هاست و از معیار همبستگی پیرسن برای محاسبه‌ی این شباهت استفاده شده است.
- **روش مبتنی بر ماژولاریتی نیومن** [۵]. یکی از مطرح‌ترین و پراستفاده‌ترین روش‌ها برای شناسایی انجمن‌ها به صورت غیر هم‌پوشان است.

به دلیل ماهیت تصادفی روش ارائه شده، آن را ۱۰ بار اجرا کرده و از معیار ماژولاریتی میانگین گرفتیم. نتایج در جدول ۴ خلاصه شده‌اند.

جدول ۴ نتایج اجرای روش‌های شناسایی انجمن‌ها بر روی مجموعه داده (فیلتر شده) پارسی بلاگ

	میانگین معیار ماژولاریتی
روش مبتنی بر ماژولاریتی نیومن	۰,۴
روش PSGAME	۰,۱
روش پیشنهادی با $\alpha = 0$	۰,۳۶
روش پیشنهادی با $\alpha = 0.5$	۰,۳۸

ملاحظه می‌شود که هر چند معیار ماژولاریتی برای روش مبتنی بر ماژولاریتی نیومن بالاتر از سایرین است اما در روش پیشنهادی نیز معیار ماژولاریتی قابل قبول و بسیار نزدیک به مقدار این معیار در روش مبتنی بر ماژولاریتی نیومن است. مقدار این معیار در روش پیشنهادی با $\alpha = 0.5$ که رفتار گره‌ها را نیز در نظر می‌گیرد، بالاتر از حالت $\alpha = 0$ است که تنها به ساختار شبکه توجه دارد. ضمن اینکه روش پیشنهادی برخلاف روش مبتنی بر ماژولاریتی نیومن، توانایی شناسایی انجمن‌ها به صورت هم‌پوشان را نیز دارد. همچنین روش پیشنهادی در هر دو حالت از منظر معیار ماژولاریتی بسیار بهتر از روش PSGAME عمل می‌کند.

۵- جمع‌بندی

اگرچه روش‌های مختلفی برای شناسایی انجمن‌ها وجود دارد، استفاده از رفتار کاربران در کنار ساختار شبکه، مسئله‌ی جدیدی است که کمتر در پژوهش‌ها به آن توجه شده است. علاوه بر این در بیشتر روش‌ها امکان تعلق کاربر به بیش از یک انجمن در نظر گرفته نشده است. ما در این مقاله، روش جدیدی برای شناسایی انجمن‌ها پیشنهاد دادیم. این روش، با در نظر گرفتن رفتار کاربران در کنار ساختار شبکه قادر به کشف انجمن‌هایی خواهد بود که اعضای آن‌ها شباهت بیشتر با هم دارند. علاوه بر این، امکان هم‌پوشان بودن انجمن‌ها نیز وجود دارد. ضمن اینکه روش پیشنهادی در این مقاله، بر پایه و اساس محکم ریاضی یعنی همان نظریه بازی بنا شده است و از این منظر نیز قابل‌توجه می‌باشد.

در آینده قصد داریم کار آیی روش خود را بهبود دهیم. علاوه بر این می‌خواهیم با آزمودن روش پیشنهادی بر روی شبکه‌های واقعی بزرگ و استفاده از معیارهای ارزیابی بیشتر، ارزیابی بهتری از عملکرد آن به دست آوریم. بیشتر شبکه‌های اجتماعی واقعی ذاتاً پویا هستند و ساختار انجمن‌ها در آن‌ها با گذر زمان تغییر می‌کند. در نتیجه، در سال‌های اخیر توجه زیادی به شناسایی چنین انجمن‌هایی شده است. در آینده می‌توان روش پیشنهادی را برای بکار گیری در شبکه‌های پویا توسعه داد.

مراجع

[1] B. Yang, D. Liu and J. Liu, "Discovering Communities from Social Networks: Methodologies and Applications", Handbook of Social Network Technologies and Applications, pp. 331-346, 2010.

[2] S. Fortunato, "Community detection in graphs", Physics Reports, vol. 486, no. 3-5, pp. 75-174, 2010.

[3] G. Li, Z. Pan, and B. Xiao, "Community discovery and importance analysis in social network", Intelligent Data Analysis, no. 3, pp. 495-510, 2010.

[4] K. Dasgupta, R. Singh, B. Viswanathan, D. Chakraborty, S. Mukherjea, A. Nanavati and A. Joshi, "Social ties and their relevance to churn in mobile telecom networks", Proceedings of the 11th international conference on Extending database technology Advances in database technology - EDBT '08, 2008.

[5] M. Newman, "Modularity and community structure in networks", Proceedings of the National Academy of Sciences, vol. 103, no. 23, pp. 8577-8582, 2006.

[6] W. Chen, Z. Liu, X. Sun and Y. Wang, "A game-theoretic framework to identify overlapping communities in social networks", Data Mining and Knowledge Discovery, vol. 21, no. 2, pp. 224-240, 2010.

[7] H. Alvari, S. Hashemi and A. Hamzeh, "Detecting Overlapping Communities in Social Networks by Game Theory and Structural Equivalence Concept", Artificial Intelligence and Computational Intelligence, pp. 620-630, 2011.

[8] R. Lung, A. Gog and C. Chira, "A Game Theoretic Approach to Community Detection in Social Networks", Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2011), pp. 121-131, 2011.

[9] H. Alvari, A. Hajibagheri and G. Sukthankar, "Community detection in dynamic social networks: A game-theoretic approach", 2014 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM 2014), 2014.

[10] R. Narayanam and Y. Narahari, "A game theory inspired, decentralized, local information based algorithm for community detection in social graphs", in the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012), 2012, pp. 1072 - 1075.

[11] J. Yu, Y. Wang, X. Jin and X. Cheng, "Identifying Interaction Groups in Social Network Using a Game-Theoretic Approach", 2014 IEEE/WIC/ACM International Joint Conferences on Web Intelligence (WI) and Intelligent Agent Technologies (IAT), 2014.

[12] E. Havvaei and N. Deo, "A Game-Theoretic Approach for Detection of Overlapping Communities in Dynamic Complex Networks", arXiv preprint arXiv:1603.00509, 2016.

[13] L. Zhou, C. Cheng, K. Lü and H. Chen, "Using Coalitional Games to Detect Communities in Social Networks", Web-Age Information Management, pp. 326-331, 2013.

[14] L. Zhou and K. Lü, "Detecting Communities with Different Sizes for Social Network Analysis", The Computer Journal, vol. 58, no. 9, pp. 1894-1908, 2014.

[15] H. Adhya, S. Kejriwal, T. S. Deepak, B. Gullapalli, and S. Shannigrahi, "A Comparison of Structural and Behavioral Community Detection Algorithms", arXiv preprint arXiv: 1309.5762, 2013.

[16] S. Moosavi and M. Jalali, "Community detection in online social networks using actions of users", 2014 Iranian Conference on Intelligent Systems (ICIS), 2014.

[17] N. Modani, S. Nagar, S. Shannigrahi, R. Gupta, K. Dey, S. Goyal and A. Nanavati, "Like-minded communities: bringing the familiarity and similarity together", World Wide Web, vol. 17, no. 5, pp. 899-919, 2013.

[18] F. Zhang, J. Li, F. Li, M. Xu, R. Xu and X. He, "Community Detection Based on Links and Node Features in Social Networks", MultiMedia Modeling, pp. 418-429, 2015.