توسعه الگوریتم تعیین کنشگران کلیدی در شبکه های اجتماعی چندلایه با درنظرگرفتن همزمان مشخصه های فردی و ساختار ارتباطات میان اعضای شبکه

دکتر فرناز برزین پور
استادیار دانشگاه علم و صنعت ایران

دکتر سمیه علیزاده
استادیار دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی

دکتر غلامرضا جلالی نائینی
استادیار دانشگاه علم و صنعت

بنت الهدی علی احمدی(نویسنده مسئول مکاتبات)
دانشجوی دکتری دانشگاه علم و صنعت

چکیده

تحلیل شبکه اجتماعی[1] (SNA) به نگاشت و سنجش ارتباطات میان افراد، گروهها، سازمانها، ... می پردازد. شاخص های مرکزیت در این حوزه بمنظور تعیین مهمترین کنشگران درون شبکه اجتماعی تعریف شده اند. یکی از اصلی ترین شاخصهای مرکزیت، مرکزیت نزدیکی[2] می باشد، در این شاخص، مرکزی ترین گره، گره ای است که از سایر گره ها به بقیه نزدیکتر باشد. در این کار تحقیقاتی به ارائه یک چارچوب مفهومی برای تعریف شاخص های مرکزیت نزدیکی در شبکه‌های پیچیده[3] خواهیم پرداخت. با توجه به اینکه یکی از بزرگترین محدودیتهای تعیین شاخصهای مرکزیت آنست که این شاخصها صرفا براساس موقعیت افراد در شبکه و ساختار رابطه شان با سایر اعضای شبکه معین می شوند و تاثیر ویژگی های فردی در آنها نادیده انگاشته می شود، چارچوب پیشنهادی این پژوهش مبتنی بر ترکیب دو رویکرد است: رویکرد سنتی علوم اجتماعی و رویکرد تحلیل شبکه‌های اجتماعی؛ یعنی به طور همزمان به ویژگی‌های فردی وساختار روابط توجه شود. از سوی دیگر کشف اجتماعات و ساختار خوشه ای در شبکه‌های پیچیده از اهمیت قابل توجهی برخوردار است به دلیل آنکه به فهم ساختار و عملکرد شبکه‌ها کمک می‌کند و برای تفسیر برخی انواع شاخص‌های مرکزیت نیز الزامی است .لذا ما خوشه‌بندی طیفی[4] (با تعیین قبلی تعداد خوشه‌های بهینه) را به‌عنوان مرحله پیش‌نیاز یافتن این نوع شاخص‌های مرکزیت پیشنهاد می‌کنیم .بر اساس چارچوب مذکور الگوریتمی برای محاسبه مرکزیت نزدیکی در شبکه‌های پیچیده ارائه خواهیم داد. سپس این الگوریتم برروی شبکه باشگاه کاراته زاخاری[5] اعمال شد که تاکنون بطور وسیعی بعنوان ترازیابی[6] برای کشف اجتماعات در ادبیات موضوع بکاررفته است. نتایج نشانگر این امر است که الگوریتم جدید ما هم در تعیین تعداد مناسب (بهینه) خوشه‌ها کاراست و هم در تعیین مرکزیت نزدیکی درون‌خوشه‌ای.

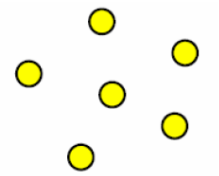
کلید واژه:

شبکه اجتماعی، کنشگران کلیدی، شاخص مرکزیت، خوشه بندی، تحلیل شبکه ای، شبکه های پیچیده

مقدمه

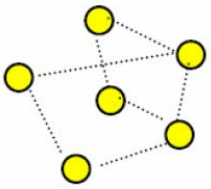
جامعه شامل انواع موجودیتها از قبیل مردم، گروهها، سازمانها، نمادهای فرهنگی[7]، باورها، و محلهای جغرافیایی است. برخی از نظریه پردازان اجتماعی استدلال کرده اند که تحلیل جامعه بر حسب پیوند بین این موجودیتهای چند سطحی ثمر بخش است. می توان به طور منسجم سه

دیدگاه ساده تا پیچیده از جامعه را مشخص نمود در پایین ترین سطح مجموعه ای از کنشگران[۸] منفرد و ویژگیهای آنها قرار دارد (شکل۱).



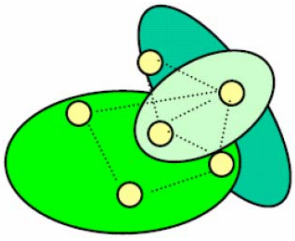
شکل(۱) مجموعه ای از کنشگران منفرد

در سطح بعدی، ارتباطات بین این کنشگران و دیگر موجودیتهای اجتماعی مثل شبکه های اجتماعی مطرح است (شکل ۲).



شکل(۲) شبکه اجتماعی

در سطح بعدی، اتصالات بین زیر گروهها یا زیر شبکه ها به شکل ساختارهای درجه بالاتر حاصل از اتصال همسایگان و مجموعه سازیها[۹] می باشند (شکل۳).



شکل(۳) اتصالات بین زیر شبکه ها

بدین ترتیب درون و بین سطوح نیز ممکن است تعاملاتی وجود داشته باشد. برای مثال موجودیتهای اجتماعی احتمالا (در نتیجه مجاورت حاصله از پیوندهای شبکه) به هم مرتبط بوده و پیوندهای شبکه احتمالا در نتیجه مجاورت مجموعه های به هم مرتبط هستند. در این صورت چالش ساخت مدل، سازگار کردن این دیدگاه چند سطحی رابطه ای و تعاملی از جامعه است.[۱]

۱ . دیدگاه شبکه اجتماعی

به طور کلی چرا این همه علاقه به شبکه‌های اجتماعی وجود دارد؟ چه فایده ای در مشخص نمودن ویژگی‌های شبکه ها و کاوش آنها به منظور بیشتر آموختن از ساختارشان وجود دارد؟

توجه به شبکه های اجتماعی بخشی از مطالعات وسیع تری است که در توصیف کامل و دقیق "سیستمهای پیچیده[۱۰]" انجام می‌شود. لازم نیست شبکه‌های اجتماعی لزوما زمینه ای اجتماعی داشته باشند. مثالهای واقعی بسیاری از شبکه‌های اجتماعی در حوزه های تکنولوژیکی، تجاری، اقتصادی و بیولوژیکی وجود دارد؛ شامل شبکه‌های توزیع نیروی الکتریسیته [2]، گرافهای تماس های تلفنی، انتشار ویروسهای کامپیوتری، شبکه گسترده جهانی اینترنت [3]، شبکه‌های نقل قول و تالیف مشترک دانشمندان [4,5]، شبکه های توزیع دانش [6-8] ، ... . شبکه‌های مشتریان در مواقعی که توصیه محصول بر اساس اولویت سایر مشتریان صورت می گیرد، نیز مثالهای دیگری هستند. در بیولوژی، نمونه ها طیف وسیعی را دربر می گیرند از شبکه‌های شیوع بیماری، شبکه‌های متابولیک و سلولی [9]، تا شبکه های غذایی[۱۱] [10]. تبادل پیامهای ایمیل بین شرکتها [11]، گروههای خبری [12,13]، چت رومها، دوستان [14] ، شبکه‌های همسریابی، و... نمونه‌هایی از کاربرد در حوزه جامعه شناسی هستند.

تحلیل شبکه های اجتماعی با موفقیت در بسیاری از کسب و کارها و بویژه روی سیستم های مدیریتی آنها بکاررفته است. تعدادکمی از سازمانها تلاش نموده اند تا SNA را بر روی نمودارهای سازمانی خود اعمال نمایند. با کمک "نگاشت شبکه[۱۲]" سازمانها می توانند تماسهای غیررسمی را که از طریق آنها اطلاعات توزیع می شود، کشف نمایند[15]. به علاوه این روش می تواند در شفاف کردن شیوه هایی که افراد مختلف با یکدیگر همکاری می نمایند، مفید واقع شود. نگاشت شبکه دیدگاه متفاوتی برای تنظیم ارتباطات مختلف کنشگران ایجاد می نماید به نحوی که بتوان کانالهای کارآتری برای پشتیبانی جریان اطلاعات خلق نمود [16].

از مهمترین فواید نگاشت شبکه تعیین یا مشخص کردن "کنشگران کلیدی[۱۳]" است[15] . این کنشگران کلیدی برای هر سازمانی از الویت ویژه ای برخوردارند زیرا در موقعیت های استراتژیک شبکه واقع شده اند و می توانند در انتقال هر نوع پیامی به گروهی بزرگ از افراد سرعت ببخشند و یا مانع ایجاد نمایند.

همانطور که اشاره شد، تحلیل شبکه ها بخشی از مطالعات شبکه های پیچیده است. مطالعه شبکه‌های پیچیده حوزه مهمی از تحقیقات بین‌رشته‌ای شامل علوم فیزیک، ریاضیات، شیمی، بیولوژی، علوم اجتماعی و علوم اطلاعات، ... را ارائه می‌دهد. چنین سیستم‌هایی معمولا توسط گراف‌های ساده یا جهت‌دار نمایش داده می‌شود که شامل مجموعه‌ای از گره‌ها (نمایانگر اشیای مورد بررسی، مانند افراد یا گروه‌هایی از افراد، موجودیتهای ملکولی[۱۴]، کامپیوترها و ...) است و در صورتی که نوعی ارتباط میان گره‌های مورد نظر وجود داشته باشد، توسط یال‌هایی به یکدیگر متصل شده‌اند . این شبکه‌ها مواردی همچون اینترنت، شبکه‌های اجتماعی، شبکه‌های عصبی، شبکه‌های اطلاعات، شبکه‌های غذایی، شبکه‌های متابولیک و عکس‌العمل[۱۵] و شبکه‌های تعاملی پروتئین -پروتئین[۱۶] را دربرمی‌گیرد[17,18] .

۱.۱. تحلیل شبکه های اجتماعی (SNA)

تحلیل شبکه های اجتماعی به " نگاشت و سنجش روابط و جریانهای موجود میان افراد ، گروهها، سازمانها ، رایانه ها، صفحات وب و سایر نهادهای پردازشگر اطلاعات / دانش" می پردازد [19]. تحلیل شبکه های اجتماعی بر نمایش ساختار گروه ، مهمترین اعضای آن و تاثیر ساختار گروه بر اعضایش تاکید دارد [20]. شاخصهای مختلفی به تعیین اعضای کلیدی یا مهمترین اعضای شبکه می پردازند ولی پیش از آن می بایست مفهوم "مهمترین اعضا" مشخص شود.

۱.۲. بررسی مسائل شبکه های اجتماعی

وسرمن و فاست [20] مطالعات مبسوطی درباره مهمترین اعضای شبکه انجام داده اند. به عقیده آنان، کنشگران در موقعیت های استراتژیک شبکه مهمتر از کنشگرانی هستند که در حاشیه های شبکه قرار دارند. به این نکته نیز باید توجه شود که اهمیت هر کنشگر با کسب شاخصی از اینکه در چه سطحی از گروه قرار دارد یعنی تا چه حد ویژگی های گروه را به خود می گیرد نیز افزایش می یابد. در ادبیات SNA به این ویژگی ها (فردی و گروهی) "شاخصهای مرکزیت" گفته میشود.

مرکزیت یک مفهوم پایه در تحلیل شبکه است. همانطور که بورگاتی و اورت[21] اشاره می کنند، از مرکزیت برای بررسی میزان (توان بالقوه) خودمختاری[۱۷]، کنترل، ریسک، نفوذ، تعلق[۱۸]، واسطه‌گری[۱۹]، استقلال، قدرت و مواردی از این قبیل استفاده شده است . علاوه بر این مطالعات بسیار دیگری شاخص‌های شناخته شده مرکزیت را به کار برده‌اند ولی از آنها به این عنوان نام نبرده‌اند؛ مانند محققانی که با شبکه‌های اگو[۲۰] کار می‌کنند عبارت اندازه شبکه را به کار می‌برند تا به متغیری اشاره کنند که ما آن را به‌عنوان مرکزیت درجه‌ای[۲۱] می‌شناسیم.

یکی از مسایل کلیدی در شبکه‌های اجتماعی آن است که چگونه ساختار اجتماعات و خوشه ها معین شوند طوری که یال‌های داخل آنها چگال و یالهای خارج از آنها کم‌چگال هستند .پژوهش‌های بسیاری به بررسی ساختار اجتماعات در شبکه‌های پیچیده گوناگون پرداخته‌اند (برای مطالعه بیشتر به مقاله مروری[22,23] و مقاله مقایسه‌ای[24] رجوع کنید)؛ واضح است که توانایی کشف ساختار خوشه ای در یک شبکه کاربردهای عملی مهمی در پی خواهد داشت؛ به‌عنوان نمونه از آنجا که نیاز رو به رشدی برای کار کردن با شبکه‌های بزرگ دنیای واقعی وجود دارد و اندکی از روش‌های موجود قابلیت تطبیق با گراف‌های بزرگ را دارند، می‌تواند به کاهش شبکه‌های پیچیده به سیستم‌های بسیار ساده‌تر کمک کند[25]. از جمله فواید دیگر می‌توان ایجاد بینش در درک ارتباط ساختاری - عملکردی[۲۲] [26]و یاری رساندن در درک سیستم شبکه را نیز برشمرد:.

کشف اجتماعات و ساختار خوشه ای مهم است ولی گاهی نیز همچون زمان تفسیر شاخص‌های مرکزیت ضروری است؛ به دلیل آنکه تعیین خوشه ها و مرز آنها می‌تواند نمایانگر نوعی طبقه‌بندی از رئوس[۲۳] بنابر موقعیت ساختاری آنها در آن خوشه ها باشد. رئوسی که موقعیت‌های مرکزی در خوشه‌هایشان دارند، یعنی یال‌های مشترک زیادی با دیگر اعضای گروه دارند، ممکن است کارکرد مهم کنترل و ثبات را درون گروه ایفا کنند؛ رئوسی که در مرز بین خوشه‌ها واقع شده‌اند می‌توانند ایفاگر نقش واسطه باشند و ارتباط و تبادل میان خوشه‌های مختلف را رهبری کنند [23] .از سوی دیگر برخی شاخص‌های مرکزیت تنها و تنها اگر شبکه

ساختار هسته -پیرامون[۲۴] داشته باشد یعنی در آن تمام گره‌ها (در فاصله دور یا نزدیک) حول یک هسته منفرد واقع شده باشند، میزان مرکزیت را درست معین می‌کنند .لذا پیش از انجام تحلیل خوشه‌ای، نمی‌توان به درستی این نوع شاخص‌های مرکزیت را تعیین کرد.

۱.۳.۱. مفاهیم اساسی در تحلیل شبکه [20]:

۱.۱.۳.۱. کنشگر

موجودیت‌های اجتماعی را با نام کنشگر می‌خوانیم. کنشگرها می‌توانند افراد مجزا از هم، شرکت‌ها و یا واحدهای اجتماعی باشند. مثالهایی از کنشگرها عبارتند از: افراد درون یک گروه، دپارتمانهای درون یک شرکت، آژانس‌های خدماتی عمومی‌در یک شهر و یا کشورها در جهان باشند. استفاده ما از عبارت کنشگر دلالت بر این ندارد که این موجودیت‌ها لزوماً اراده و توانی برای کنش و اقدام دارند. علاوه‌براین اغلب کاربردهای شبکه بر مجموعه‌ای از کنشگرهای هم‌نوع تمرکز دارندکه چنین مجموعه‌هایی، شبکه‌های تک‌نمایی[۲۵] خوانده می‌شود. اما برخی روش‌ها امکان داشتن کنشگرهایی با انواع مختلف را هم به محقق می‌دهند.

بند رابطه‌ای

کنشگرها به یکدیگر بوسیله بندهای اجتماعی متصل می‌شوند. ویژگی معرف یک بند رابطه ای این است که اتصالی بین یک زوج کنشگر برقرار می‌کند.

۲.۱.۳.۱. گروه

یک گروه مجموعه تمام کنشگرهایی است که بندهایشان اندازه‌گیری و مشاهده شده‌است. یک گروه شامل مجموعه محدود و کرانداری از کنشگرهاست که با آنها به دلایل تجربی، مفهومی و تئوریک بعنوان مجموعه محدود و کرانداری از افراد رفتار می‌شود تا اندازه‌گیری‌های شبکه انجام بشود. محدودیت یک مجموعه کراندار یا مجموعه‌های کراندار کنشگرها یک نیازمندی و الزام تحلیلی است.

۳.۱.۳.۱. رابطه

مجموعه بندهایی از نوعی خاص میان اعضای یک گروه یک ارتباط یا رابطه خوانده می‌شود. برای مثال مجموعه دوستی‌های بین زوج کودکان در یک کلاس یا مجموعه بندهای دیپلماتیک رسمی بین زوج کشورها در جهان بندهایی هستند که یک رابطه و ارتباط را تعریف می‌کنند.

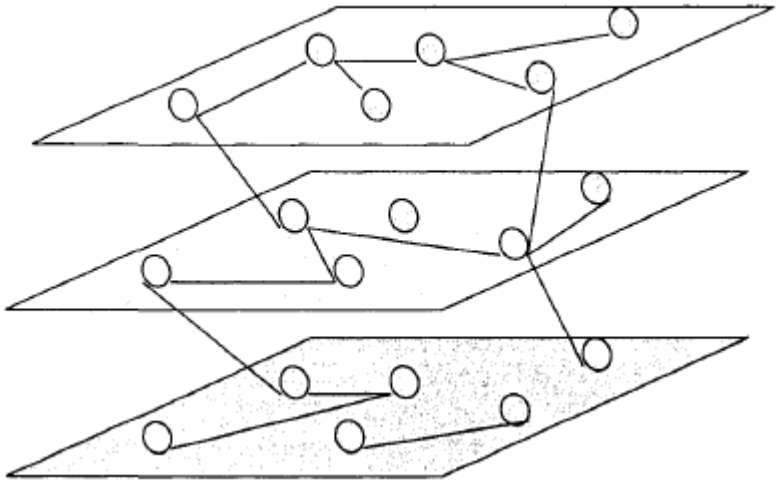
۱.۳.٤. شبکه اجتماعی

با تعریف کنشگر، گروه و رابطه می‌توانیم تعریف صریح تر و واضح تری از شبکه اجتماعی ارائه دهیم: یک شبکه اجتماعی شامل یک مجموعه یا مجموعه‌هایی کراندار از کنشگرها و رابطه یا رابطه‌های تعریف شده بر آنهاست. حضور اطلاعات رابطه‌ای مهم و معرف ویژگی یک شبکه اجتماعی است.

گازمن [16] شبکه اجتماعی را اینگونه تعریف می کند: ساختار اجتماعی که از راس هایی (کنشگران) تشکیل شده است که توسط یالهایی (نشاندهنده ارتباط میان کنشگران مختلف) به یکدیگر متصل شده اند. این یالها میتوانند جهت دار باشند و در صورتی که جهت دار نباشند معرف یک رابطه دو سویه میان آن اعضا هستند.

۱.٤. شبکه های اجتماعی چندلایه

به این نکته باید توجه نمود که یک شبکه را میتوان در " سطوح"[۲۶] مختلف تحلیل نمود و یا از "زمینه های "[۲۷] گوناگون مورد بررسی قرار دارد. به عنوان مثال شبکه اعضای یک سازمان را میتوان هم بر اساس زمینه رابطه سلسله مراتبی تحلیل نمود و هم در رویکرد دیگر بر اساس رابطه دوستی . عبارت " زمینه" مفهوم شبکه های لایه لایه یا شبکه های چند لایه[۲۸] را به ذهن متبادر میسازد. شکل ۴ یک شبکه سه لایه را برای مولفه های یکسان نشان میدهد.



شکل (۴) شبکه چند لایه دارای مولفه های یکسان

بیشترین کاربرد SNA بر روی شبکه های تک زمینه ای (تک لایه) است و مطالعات بسیار اندکی بر روی شبکه های چند لایه صورت گرفته است. در شبکه های چند لایه محققان در تلاشند دید جامعتری نسبت به شبکه مورد مطالعه بیابند. آنها برای هر عضو شبکه چند زمینه اجتماعی را مورد بررسی قرار میدهند . متاسفانه مقالات معدودی در این زمینه وجود دارد[16].

۲ . شاخص های مرکزیت در شبکه های اجتماعی

تحلیل شبکه‌های اجتماعی (SNA) بر نمایش ساختار گروه، مهم‌ترین اعضا در آنها و تاثیر ساختار بر افراد متمرکز است [20] . بر این اساس شاخص‌های مختلفی برای تعیین اعضای کلیدی یا مهم‌ترین اعضا در شبکه ارائه شده است. در این خانواده چهار شاخص به‌عنوان شاخص‌های مبنایی پررنگ‌تر به نظر می‌رسند: مرکزیت درجه‌ای، مرکزیت نزدیکی، مرکزیت میانی۲۹ و مرکزیت بردار ویژه[۳۰] .اولویت این چهار شاخص به دلیل پایه نظری قوی و همچنان متمایز آنهاست و اینکه اغلب آنها را برای مطالعه تجربی سیستم‌های اجتماعی به کار می‌گیرند [27]. به همین خاطر ما نیز کار خود را محدود به این شاخص‌ها کرده و آنها را مطابق منبع [28]معرفی می‌نماییم:

۲ .۱. مرکزیت درجه‌ای

(ارائه شده توسط نیمینن[۳۱]، 1974): نشانگر میزان ارتباط‌های یک گره مشخص (در گره‌های جهت‌دار به دو صورت درجه ورودی[۳۲] و درجه خروجی[۳۳] سنجیده می‌شود). این شاخص میزان فعالیت ارتباطی بالقوه یک گره مشخص را می‌تواند بسنجد .هر قدر برای یک فرد ارتباط مستقیم با دیگران آسان‌تر باشد، آن فرد مرکزیت درجه‌ای بالاتری دارد.

۲ .۲. مرکزیت نزدیکی

(ارائه شده توسط سابیدسی[۳۴]،1966) :مجموع کوتاه‌ترین فاصله میان یک گره مشخص با دیگر گره‌های شبکه را در نظر می‌گیرد . هرچه این مجموع کوچک‌تر باشد مرکزیت بیشتر خواهد بود .با توجه به این شاخص گره‌ای بیشترین مرکزیت را دارد که نسبت به دیگران، به گره‌های بیشتری نزدیک باشد .این شاخص به نوعی میزان استقلال یک گره را نیز نشان می‌دهد .هنگامی که یک گره قابلیت ارتباط با گره‌های بیشتری را دارد و در این ارتباط‌ها از کمترین تعداد واسطه بهره می‌گیرد، خودمختاری بیشتر و در نتیجه استقلال بالاتری خواهد داشت.

۲ . ۳ . مرکزیت میانی

(ارائه شده توسط فریمن[۳۵] ،1979) : بر قابلیت ارتباط با دیگر گره‌ها متمرکز است .این شاخص از طریق شمارش تعداد کوتاه‌ترین مسیرهای ممکن بین جفت گره‌ها حاصل می‌شود و بدان معناست که مرکزی‌ترین گره بین بیشترین تعداد جفت گره‌ها واقع است .به بیان دیگر به تحلیل گره‌ای می‌پردازد که بین هر دو گره‌ای و روی کوتاه‌ترین مسیر بین آنها واقع شده است.

۲ . ٤ . مرکزیت بردار ویژه

(ارائه شده توسط بناکیچ[۳۶] ،1987) : مبتنی بر بزرگ‌ترین مقدار ویژه ماتریس مجاورت می‌باشد .به بیان ساده‌تر این شاخص مرکزیت افراد را به صورت تابعی از مرکزیت افرادی که او با آنها مرتبط است، احصا می‌کند.

این شاخصها خالی از محدودیت نیستند، به عنوان مثال ، کلارک اشاره میکند که این معیارها دارای محدودیت هستند زیرا محاسباتشان بر این فرض استوار است که نفوذ درون یک شبکه تنها به اشغال موقعیت های دارای امتیاز واقع در توپولوژی شبکه بستگی دارد. وی این مطلب را نیز بیان می کند که هیچ روشی برای صحه گذاری بر این شاخصها نیست [29] .

برخی از شاخص‌های مرکزیت مانند انواع شاخص‌های متعلق به خانواده شاخص‌های مرکزیت درجه‌ای، مرکزیت نزدیکی و مرکزیت بردار ویژه، به سنجش حجم یا طول گام[۳۷]ها می‌پردازند که از یک گره خاص آغاز و یا بدان منتهی شده است. منظور از یک گام از گره u به گره v، دنباله‌ای از گره‌های مجاور هم است که از گره u آغاز و به گره vختم می‌شود و می‌تواند یال‌ها یا گره‌های تکراری داشته باشد. پژوهشگران شبکه‌های اجتماعی به این‌گونه از شاخص‌ها، شاخص‌های شعاعی[۳۸] می‌گویند .کلاس دیگری از شاخص‌های مرکزیت وجود دارند که بر تعداد گام‌هایی که از یک گره خاص می‌گذرند، مبتنی هستند. به چنین شاخص‌هایی، شاخص‌های واسطه‌ای[۳۹] (بینابینی) می‌گویند که تمام شاخص‌های خانواده شاخص‌های مرکزیت میانی را دربر می‌گیرند [21].

واضح است که تمام انواع شاخص‌های مرکزیت یک خلاصه کلی از میزان سهیم شدن گره در ساختار شبکه ارائه می‌دهند و مشخص می‌کنند تا چه حد ساختار یک گام به یک گره خاص وابسته است و آن گره در آن ساختار موثر است.

بر طبق منبع [21] شاخص‌های مرکزیت شعاعی در شبکه‌هایی که پیوستگی های دو به دو[۴۰]، یک توزیع داشته باشد کاملا قابل تفسیر است، درحالیکه در شبکه‌های دارای چند توزیع اینگونه نیست. به همین سبب است که گفته شده شاخص‌های مرکزیت شعاعی در شبکه‌هایی معنا دارند که حداکثر یک مرکز داشته باشند و قابل تفکیک به دو یا چند زیرگروه نیستند.

۳ . رویکردهای خوشه‌بندی طیفی

خوشه‌بندی گره‌های گراف و کشف اجتماعات مسائل مهمی هستند که موضوع بسیاری از جدیدترین تحقیقات در حوزه‌های مختلف علوم از قبیل ریاضیات کاربردی، علوم کامپیوتر، علوم اجتماعی، فیزیک، تشخیص الگوها[۴۱]، ...هستند (به عنوان مثال به منابع [23]، [30]و [31]رجوع شود).

ادبیات وسیعی نیز در حوزه تئوری گراف طیفی وجود دارد .آنچنان که [31] اشاره می‌کند، تکنیک‌های طیفی در زمینه بسیار متنوع و گسترده‌ای از علوم به کار رفته است ازجمله محاسبات دارای راندمان بالا[۴۲]، قطعه‌بندی تصویر[۴۳]، رتبه‌بندی صفحات وب[۴۴]، بازیابی اطلاعات[۴۵]، طبقه‌بندی RNA،[46] خوشه‌بندی داده و کاهش بعد.

در این بخش از مقاله برای معرفی رویکردهای خوشه بندی طیفی از منبع [23] بهره می‌گیریم؛ خوشه‌بندی طیفی مشتمل است بر تبدیل مجموعه اولیه اشیا به مجموعه‌ای از نقاط در فضا که مختصات آنها اجزاء بردارهای ویژه هستند؛ سپس این مجموعه نقاط از طریق تکنیک‌های استاندارد همچون k-means خوشه‌بندی می‌گردند .ممکن است این سوال پیش آید هنگامی که می‌توان مستقیما مجموعه اولیه اشیاء را بر اساس ماتریس شباهت خوشه‌بندی نمود، چه ضرورتی دارد نقاط حاصل از تعیین بردارهای ویژه را خوشه‌بندی نماییم؟ پاسخ آن است که این تغییر، ویژگی‌های خوشه‌های مجموعه داده‌های اولیه را بسیار واضح‌تر می‌سازد .بنابراین خوشه‌بندی طیفی توانایی جداسازی نقاطی از داده‌ها را دارد که با به‌کارگیری مستقیم خوشه‌بندی k-means نمی‌توان در مورد آنها به نتیجه رسید .مثلا یکی از دلایل آن است که خوشه‌بندی k-means تمایل به ارائه خوشه‌های محدب دارد.

به طور کلی بکارگیری بردارهای ویژه ماتریس مجاورت گراف، A (یا معادل وزندهی شده آن W) در خوشه‌بندی طیفی گراف قابل اعتماد نیست .تا به امروز ماتریس لاپلاسین، L، ماتریسی است که بیشترین کاربرد را در خوشه‌بندی طیفی گراف داشته است .این ماتریس، برابر است با D-A و D ماتریس قطری است که درایه های واقع بر قطر اصلی آن درجه‌های رئوس گراف هستند؛ لاپلاسین یک گراف که k خوشه جدا از هم دارد، k مقدار ویژه صفر دارد .لذا بر اساس اجزاء بردارهای ویژه به سادگی می‌توان خوشه های گراف را معین نمود .به عنوان مثال ماتریس V را که n×k می‌باشد در نظر بگیرید، در ستون‌های این ماتریس k بردار ویژه‌ای که در بالا ذکر شد، قرارداده میشود. حال n سطر آن نشان‌دهنده رئوس گراف در یک فضای اقلیدسی k بعدی می‌باشد که دارای سیستم مختصات کارتزینی است .سپس این نقاط را از طریق روش k-means یا تکنیک‌های مشابه در k خوشه قرار داده میشود .بردارهای نشانگر رئوس در یک خوشه همبند گراف بر هم منطبق‌اند و نوک آنها روی یکی از محورهای سیستم k بعدی مختصات قرار می‌گیرد (به بیان دیگر تمام بردارها به صورت (0,0,…,0,1,0,…,0,0) می‌باشند). از این رو با رسم بردارهای نشانگر رئوس، k نقطه متمایز مشاهده می‌شود که هر کدام روی یک محور جداگانه واقع شده‌اند و متناظر با خوشه های گراف هستند.

چنانچه گراف همبند باشد ولی از k خوشه تشکیل شده باشد که ارتباط ضعیفی با یکدیگر دارند (کاملا از هم مجزا نیستند)، طیف[۴۷] حاصل از ماتریس لاپلاسین یک مقدار ویژه صفر خواهد داشت و سایر مقدارهای ویژه مثبت خواهند بود .با این حال k-1 مقدار ویژه غیربدیهی[۴۸] کوچکتر همچنان به صفر نزدیکند و بردارهای نشانگر رئوس حاصل از k بردار ویژه اول قادر به تمایز واضح خوشه‌ها در یک فضای k بعدی هستند .روی هم رفته، بردارهای نشانگر رئوس متناظر با اشیاء داخل یک خوشه در این صورت

منطبق نیستند ولی همچنان بیشتر به یکدیگر نزدیک هستند .بنابراین به جای k نقطه، k گروه از نقاط مشاهده می‌شود که شامل نقاطی هستند که به یکدیگر نزدیک و از نقاط سایر گروه‌ها فاصله بیشتری دارند. حال تکنیک‌هایی چون خوشه‌بندی k-means به سادگی قادر به مشخص نمودن خوشه ها است.

مطلب دیگر آن است که وجود فاصله‌های بزرگ میان جفت مقدارهای ویژه متوالی می‌تواند تعداد خوشه‌های گراف را مشخص کند، و این اطلاعاتی است که در خوشه‌بندی طیفی وجود ندارد و می‌بایست به صورت ورودی مشخص شود .همانطور که پیشتر اشاره شد، برای یک گراف که k جزء کاملا مجزا دارد، k مقدار ویژه اول ماتریس لاپلاسین (نرمال یا غیرنرمال) صفر هستند، و (k+1)اُمین آنها غیر صفر است .چنانچه خوشه‌ها اتصال ضعیفی به یکدیگر داشته باشند، انتظار می‌رود k مقدار ویژه اول نزدیک به صفر بمانند و (k+1)اُمین آنها فاصله بسیار زیادی با صفر داشته باشد .با وارون کردن این استدلال تعداد خوشه‌های یک گراف را می‌توان از طریق یافتن عدد صحیح k معین کرد به طوری که k مقدار ویژه اول کوچکند و (k+1)اُمین نسبتا بزرگ می‌باشد .با این وجود چنانچه خوشه‌ها خیلی با یکدیگر ممزوج شده باشند، تشخیص فاصله معنادار میان مقادیر ویژه ممکن است مشکل باشد.

نکته دیگری که می تواند اشاره شود مربوط به انتخاب ماتریس لاپلاسین در کاربردهای مختلف است .اگر رئوس گراف درجات یکسان یا مشابهی داشته باشند تفاوت اساسی میان لاپلاسین نرمال شده یا غیرنرمال وجود ندارد .اما چنانچه درجات رئوس ناهمگونی زیادی داشته باشند، به‌کارگیری لاپلاسین نرمال بهتر است چون تکنیک‌های خوشه‌بندی طیفی متناظر با آن به طور ضمنی بهینه‌سازی مضاعفی را بر مجموعه افرازها تحمیل می‌نمایند طوری که چگالی یال‌های درون خوشه‌ای بالا و در عین حال چگالی یال‌های بین‌خوشه‌ای پایین خواهد بود .در مقابل لاپلاسین غیرنرمال تنها به بهینه سازی چگالی یال‌های درون خوشه‌ای مرتبط است .علاوه بر این خوشه‌بندی غیرنرمال همواره همگرا نخواهد بود و گاهی منتهی به افرازهای بدیهی خواهد شد که در آن یک یا چند خوشه تنها یک رأس را دربر می‌گیرند .در میان لاپلاسین‌های نرمال، Lrw که با D-1L برابر است، نسبت به Lsym قابلیت اتکای بیشتری دارد، چون بردارهای ویژه Lrw که متناظر با کوچکترین مقادیر ویژه‌اند، بردارهای نشانگر خوشه‌اند، یعنی چنانچه خوشه‌ها مجزا باشند ورودی‌های غیربدیهی برابری متناظر با رئوس هر خوشه دارند و غیر از آن صفر می‌باشد .در مقابل در مورد بردارهای ویژه Lsym که از راه (از سمت چپ) ضرب کردن برادرهای ویژه Lrw در ماتریس D1/2 حاصل می‌شود، برای رئوس واقع در یک خوشه مولفه‌های کسانی ندارد و به طور کلی پیچیدگی ایجاد می‌کند که می‌تواند در فرآیند خوشه‌بندی طیفی موجب انحراف گردد.

٤. تفاوت تحلیل شبکه های اجتماعی با علوم اجتماعی سنتی

بورگاتی و اورت [32]معتقدند تحلیل شبکه‌های اجتماعی با علوم اجتماعی سنتی متفاوت است، از این نظر که علوم اجتماعی سنتی به مطالعه ویژگی‌های شخصی افراد در جامعه می‌پردازد در حالی که تحلیل شبکه های اجتماعی صرفا روابط اجتماعی افراد را مورد بررسی قرار می‌دهد .به بیان بهتر علوم اجتماعی سنتی ویژگی‌های افراد (به آنها ویژگی‌های تکین[۴۹] نیز می‌گویند) را مطالعه می‌کند و در مقابل تحلیل شبکه ویژگی‌های هر زوج از افراد را (ویژگی‌های دودویی[۵۰]) بررسی می‌نماید.

در تحلیل شبکه حتی داده‌ای که در مورد ارتباط‌های اجتماعی جمع‌آوری می‌شود در واقع ویژگی‌های آن ارتباط است، نه خود آن . به عنوان مثال در مورد ارتباط دوستی، محققان ممکن است (در مورد هر زوج کنشگر) قوت دوستی را بسنجند که یک بعد خاص از ارتباط دوستی است. درحالیکه ابعاد دیگر این رابطه را نیز می‌توان مورد بررسی قرار داد مانند مدت یا علت وجود آن، که اغلب از آن غفلت میشود.

امروزه حتی دانشمندان علوم اجتماعی نیز به ساختار و تاثیر ارتباطات میان افراد، گروه‌ها، یا سازمان‌ها توجه دارند؛ افراد اغلب با شبکه‌ها سروکار دارند تا با افراد مجزا، لذا در این پژوهش ما چارچوب تحلیل شبکه اجتماعی را بر می‌گزینیم در حالی که ویژگی‌های خود افراد را نیز لحاظ می‌کنیم .چون چنین ویژگی‌هایی در تشکیل و ماندگاری ارتباط‌ها میان افراد شبکه نقش دارند و از این طریق بر رفتار آن شبکه‌ها موثرند .چنین مفهومی که در آن هم خود افراد و هم ساختار روابط اجتماعی آنها معین اقدام است گزینه دیگری در برابر رویکردهای سختگیرانه‌ای قرار می‌دهد که در آن اقدامات تنها ناشی از ساختار شبکه اجتماعی یا از سوی دیگر تنها ناشی از ویژگی‌های شخصی افراد است .

٥. انواع مدلسازی شبکه های اجتماعی و خلاهای تئوریک موجود

با وجود اینکه پارادایم شبکه مزایای بسیاری در تحلیل محیط واقع در دنیای شدیداً متصل امروز دارد، همچنان در کاربرد آن چالش‌هایی پیش‌روی محققان قرار دارد که می‌توان آنها را در سه دسته عمده طبقه‌بندی نمود[33] :

۱- مدلسازی شبکه ایستا به منظور مطالعه ویژگی‌های مدلسازی آنی

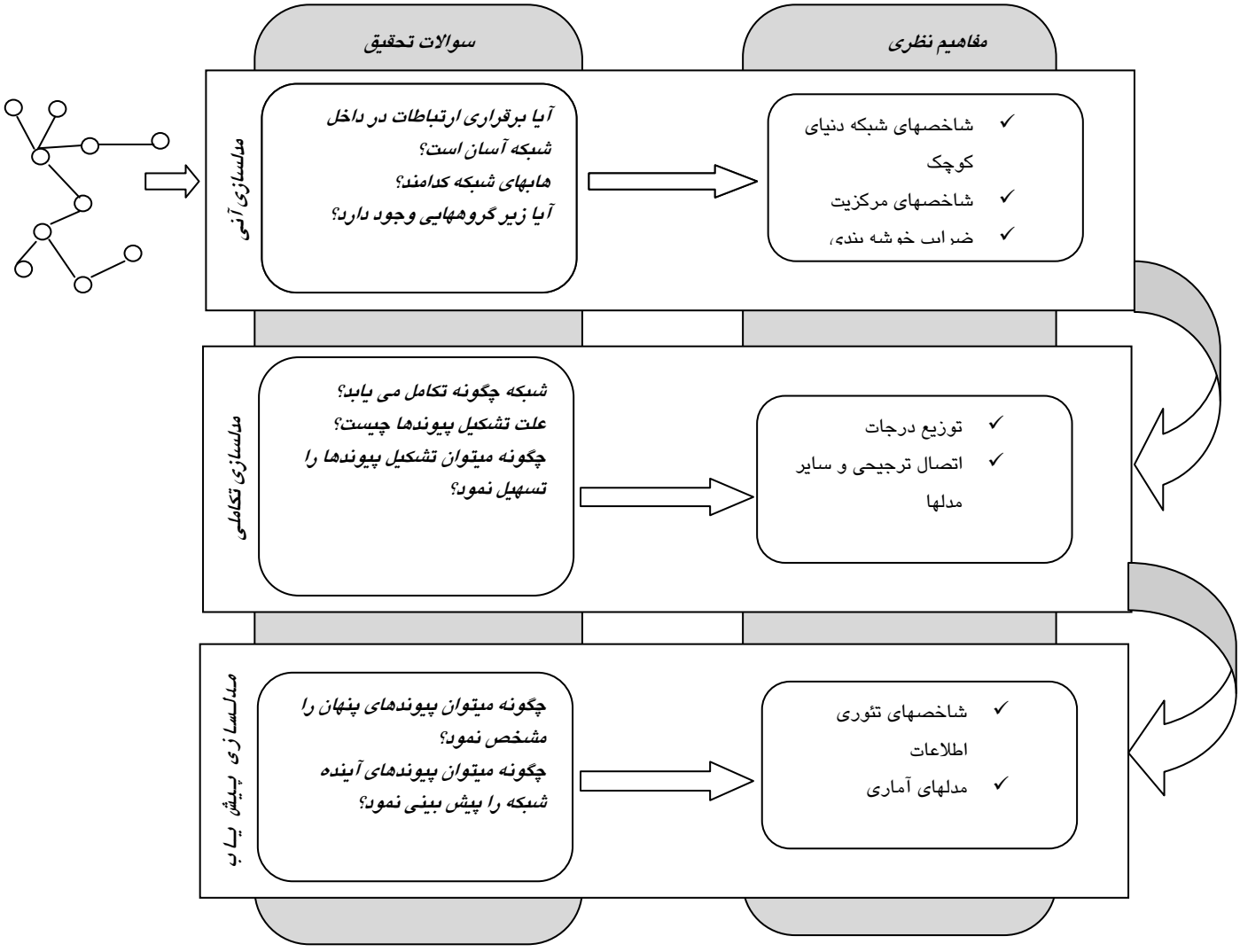
۲- مدلسازی تکاملی شبکه و تاثیر آن بر مدلسازی تکاملی محیط

۳- بکارگیری شبکه و ویژگی‌های گره و یال به منظور پیش‌بینی و مدلسازی پیش‌یاب – تکاملی.

این سه حوزه (مدلسازی ایستا، تکاملی و پیش‌یاب) به یکدیگر وابسته هستند و دیدی که از یکی حاصل می‌شود ورودی اساسی مرحله بعد مدلسازی خواهد بود. این حوزه‌ها به همراه سوالات تحقیق و مفاهیم تئوریک مربوط به هرکدام در شکل ۵ آمده است. مدلسازی آنی به مطالعه تصاویر آنی از شبکه‌ها می‌پردازد و بینشی از ویژگی‌های گره‌ها، گروه‌ها و کل شبکه به دست می‌دهد. به عنوان مثال از این نوع مدلسازی می‌توان در تعیین گره‌های کلیدی در شبکه استفاده نمود. این گره‌ها جریان اطلاعات را کنترل می‌کنند و بر روابط درون یک شبکه موثرند. تعیین گره‌های کلیدی در فهم مرکز سرمایه اجتماعی نیز کاربرد دارند. مدلسازی ایستا (آنی) را می‌توان در مطالعه زیرگروه‌های بهم پیوسته، تیم‌ها و خوشه‌بندی‌ها در یک شبکه اجتماعی بکاربست. یک کاربرد بسیار

معمول این نوع مدلسازی ویژگی دنیای کوچک یک شبکه است که ثابت شده کارآیی را در شبکه‌های متنوعی چون شبکه‌های اجتماعی، بیولوژیکی و تکنولوژیکی بالا می‌برد.

مدلسازی تکاملی با مطالعه عواملی که منجر به تشکیل شبکه اجتماعی می‌شوند مرتبط است و لذا هدف از آن درک بهتر ایجاد ویژگی‌های دنیای کوچک و گروه‌هاست. این حوزه اختصاصا به تعیین مدل‌های رشد و عوامل تسهیل‌کننده ایجاد یال‌ها بین گره‌ها می‌پردازد و در شبکه‌های انسانی مربوط به ارتباطات و همکاری‌ها کاربرد دارد. این نوع از مدلسازی به سنجش ویژگی‌های شبکه در طول بازه‌های زمانی نیز می‌پردازد و پویایی‌های مدل و تغییرات آن را بررسی می‌کند. تعیین ویژگی‌های تکاملی یک شبکه به تشخیص بهتر گره‌های مهم و تاثیر آن بر ایجاد یال‌های بعدی کمک می‌کند.



شکل(۵) حوزه های مدلسازی شبکه اجتماعی (ایستا، تکاملی، و پیش یاب) به همراه سوالات تحقیق و مفاهیم نظری [33]

مدلسازی پیش‌یاب به تعیین یال‌های پنهان یا پیش‌بینی یال‌های آینده میان گره‌های شبکه می‌پردازد. با استفاده از ویژگی‌های گره‌ها و یال‌های موجود یا ویژگی‌های کل شبکه، تکنیک‌های گوناگونی در این حوزه به کار گرفته شده‌اند؛ از مدل‌های آماری تا مدل‌های یادگیری ماشینی. این تکنیک را می‌توان در موضوعات متنوعی همچون تعیین یال‌های پنهان یک شبکه زیرزمینی تا محصولات و پیش‌بینی خرید در یک شبکه کالا–مشتری به کار برد. اغلب مدل‌های تکاملی و پیش‌یاب با یکدیگر ترکیب می‌شوند تا با به‌کارگیری مدل‌های آماری به مطالعه رشد شبکه و پیش‌بینی یال‌ها بپردازند.

آنچه از مرور ادبیات موضوع استنباط می شود آن است که در اکثر مطالعات جدید حوزه SNA (چه مقالات و چه پایان نامه های معتبر دانشگاهی) یک شبکه اجتماعی (اغلب بسیار بزرگ) انتخاب شده و سپس مدلسازی آنی یا ایستا آن شبکه انجام شده است؛ در گام بعد معیارها و مشخصه های مطرح شبکه های اجتماعی در حالت ایستا (مانند شاخصهای مرکزیت) در آن بررسی شده، در نهایت مشخص شده است در آن حوزه کاربردی، کدام شاخصها مهمترند، چه معنای خاصی را می رسانند و یا محدوده تغییر آنها در چه حد است. تعداد کمتری از مطالعات نیز گامی فراتر رفته به مدلسازی تکاملی و پیش یاب نیز پرداخته اند. در هر صورت کمتر کار نظری جدیدی توسعه داده شده است و اغلب پژوهشها با مدلسازی شبکه ای از دنیای واقعی به کشف و استخراج دانش از آن پرداخته اند.

شاخصهای مختلفی به تعیین اعضای کلیدی یا مهمترین اعضای شبکه می پردازند و هر کدام مفهومی خاص را در نظر می گیرند؛ برخی عضوی را کلیدی می دانند که بیشترین اتصالات را دارد و برخی دیگر عضوی را که کوتاهترین مسیر را با سایرین دارد، شاخصهای دیگر عضوی را که میان بیشترین تعداد زوج گره ها واقع است مهم تلقی می نمایند و الی آخر. در حوزه مطالعات گراف نیز شاخصهای مرکزیت اصلی مربوط به دهه های ۶۰ تا ۸۰ هستند و اکثر شاخصهای مرکزیت جدید در کاربردهای خاص مانند فضای اطلاعاتی توسعه داده شده اند؛ هر کدام از این شاخصها خالی از اشکال نیستند و بسته به کاربرد نیز ممکن است کلیدی ترین عضو دارای تعریف دیگری باشد. لذا بمنظور ایجاد یک گام جدید تئوریک این مقاله سعی دارد از مطالعات شاخصهای مرکزیت استفاده نموده، رویکرد جدیدی از آن را به حوزه SNA وارد نماید.

همانطور که پیشتر اشاره شد، بیشترین کاربرد SNA ر روی شبکه های تک لایه ای است و مطالعات بسیار اندکی بر روی شبکه های چندلایه صورت گرفته است؛ یک علت اجتناب محققان از ادغام شاخصهای هر لایه برای محاسبه آن شاخص در کل شبکه است. هر چند با این ادغام، قسمتی از اطلاعات از دست می رود ولی دید جامعتری نسبت به کل شبکه بدست می دهد. تکنیکهای مختلف وزن دهی برای تحلیل شبکه های چندلایه مطرح شده اند ولی ارزشیابی روشهای مختلف و اینکه کدامیک مناسبترند هنوز جای بررسی دارد. در نحوه ادغام یا ترکیب شاخصهای گوناگون نیز باید از روشی استفاده شود که اتلاف اطلاعات کمتری دارد و به واقع نزدیکتر است. شاید ترکیبی از دو یا چند روش وزن دهی و ترکیب، مزایا را افزایش و از معایب بکاهد.

نکته دیگری که به نظر می رسد جای آن در ادبیات این حوزه خالی است آن است که به جای تعیین کنشگران کلیدی می توان الگوریتمهایی را توسعه داد که رتبه تمام اعضای شبکه را مشخص نمایند. علاوه بر این در مسائل یافتن کنشگران کلیدی در ادبیات موجود خود گره ها یا راسهای شبکه ویژگی خاصی ندارند و صرفا بر اساس ارزش یالهای ورودی و خروجی ارزیابی می شوند؛ در حالی که در شبکه های انسانی و حتی سایر شبکه ها خود گره ها نیز دارای ویژگیهایی هستند که در پویایی های شبکه تاثیر دارند. طبقه بندی شکافهای تحقیقاتی این حوزه در جدول ۱ نمایش داده شده اند.

جدول(۱) طبقه بندی شکافهای تحقیقاتی حوزه مورد بررسی

دیدگاه کلاسیک علوم اجتماعی	تمرکز مطالعه بر ویژگی‌های شخصی افراد در جامعه
دیدگاه شبکه	تمرکز مطالعه بر روابط اعضای شبکه
شبکه های پیچیده	قابلیت انطباق تعداد اندکی از روش‌های موجود با گراف‌های بزرگ علیرغم ظهور شبکه‌های نوعا بسیار پیچیده در دنیای واقع تمرکز متفاوت علوم اجتماعی سنتی (مطالعه ویژگی‌های شخصی افراد) و تحلیل شبکه‌های اجتماعی (بررسی ویژگی‌های هر جفت از افراد)
شبکه های اجتماعی	توجه بیشتر به مدلسازی آنی یا ایستا شبکه های اجتماعی (اغلب بسیار بزرگ) و ارزیابی سوالات تحقیق و مفاهیم نظری در این حوزه مدلسازی توجه کمتر به مدلسازی تکاملی و پیش یاب مدلسازی شبکه ای از دنیای واقعی و سپس کشف و استخراج دانش از آن در اغلب پژوهشها و عدم توسعه کار نظری جدید
شاخص های مرکزیت	شاخصهای مختلف تعیین اعضای کلیدی شبکه شاخصهای مرکزیت اصلی مربوط به دهه های ۶۰ تا ۸۰ در حوزه مطالعات گراف محدودیتهای هر کدام از شاخصها توسعه اکثر شاخصهای مرکزیت جدید در کاربردهای خاص
شاخص های شعاعی مرکزیت	پیشفرض قراردادن ساختار هسته -پیرامون
شاخص های مرکزیت نزدیکی	همه انواع شاخص‌های مرکزیت نزدیکی شاخص‌های معکوس مرکزیت نیاز به ارزیابی تمام گامها بین هر جفت گره
شبکه های اجتماعی چندلایه	بیشترین کاربرد تحلیل شبکه های اجتماعی بر روی شبکه های تک لایه مطالعات بسیار اندک شبکه های چند لایه وجود انواع مختلف ارتباطات بین اشیا در شبکه های اجتماعی واقعی علاقمندی کاربران مختلف به ارتباطهای متفاوت در درون شبکه و ضرورت انطباق با تنوع نیازهای اطلاعاتی کاربران مختلف افزایش قابل توجه پیچیدگی آنالیز با افزودن لایه ها
محاسبه شاخص کل در شبکه اجتماعی چندلایه	نیاز به یک دید کلی از شبکه در اغلب موارد بکارگیری روشهای وزن دهی لایه ها و سپس ترکیب آنها بمنظور محاسبه شاخص کل اجتناب برخی محققان از ادغام شاخصهای هر لایه برای محاسبه آن شاخص در کل شبکه، دلایل: نوعی یکپارچه کردن لایه ها موجب از دست دادن اطلاعات

۶. توسعه مدل محاسبه مرکزیت نزدیکی در شبکه‌های پیچیده

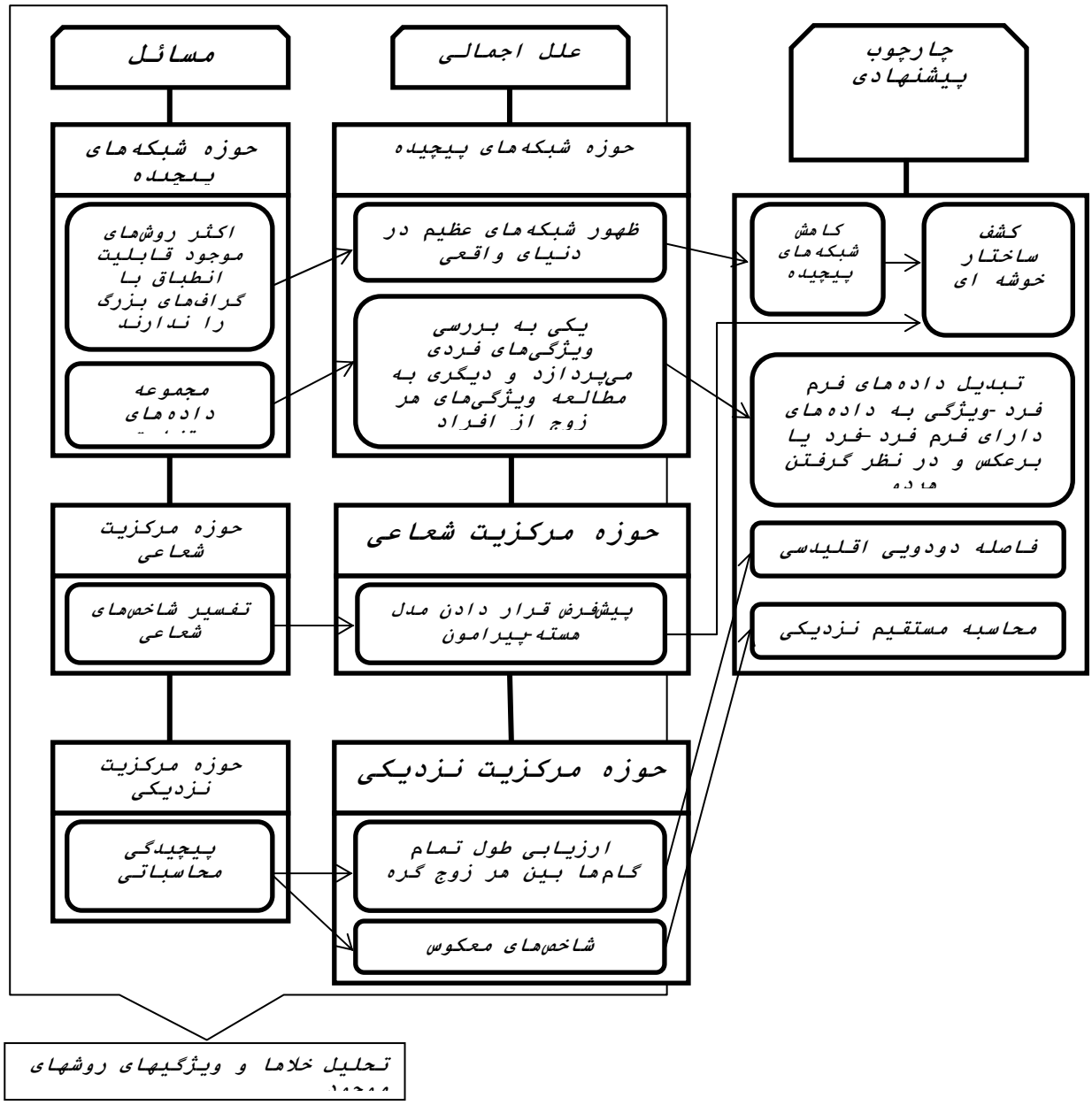
در این بخش براساس مطالعه و جمع بندی تحقیقات گذشته ابتدا یک چارچوب مفهومی جهت رفع چالشهای محاسبه مرکزیت نزدیکی ارائه می گردد. سپس در ادامه الگوریتم پیشنهادی بمنظور حل مساله تحقیق و مبتنی بر چارچوب مذکور توسعه یافته است.

۶ .۱. ارائه چارچوب مفهومی محاسبه مرکزیت نزدیکی در شبکه‌های پیچیده

بر اساس نکاتی که در بخش‌های قبل مقاله ارائه شد، ساختاری را در شکل ۶ مشاهده می‌نمایید که به طبقه‌بندی یک سری از مسائل و ارائه علل اجمالی وقوع و راه‌حل‌های پیشنهادی جهت رفع آنها می‌پردازد و یک چارچوب کلی را مشخص می‌کند که در قالب آن هر شاخص مرکزیت نزدیکی را می‌توان با صحت محاسبه و تفسیر نمود .در مرحله بعد راه‌حل‌های پیشنهادی در الگوریتمی به‌کار رفته‌اند که برای محاسبه مرکزیت نزدیکی در شبکه‌های پیچیده ارائه شده است .

چارچوب حاصله سه چالش اصلی را نشان می‌دهد؛ نخستین چالش در حوزه شبکه‌های پیچیده آن است که در سال‌های اخیر علاقه و فعالیت در حوزه ساختار و پویایی‌های شبکه‌های پیچیده رشد روزافزونی داشته است .علت آن ظهور نمونه‌های جدید، جالب و چالش‌برانگیزی از شبکه‌های پیچیده مانند شبکه‌های ارتباطی بدون سیم و اینترنت است .علاوه‌بر این مدل‌های شبکه به ابزارهای محبوبی در علوم اجتماعی، اقتصاد، طراحی سیستم‌های ارتباطی، حمل و نقل، سیستم‌های بانکی و ...مبدل گشته‌اند .از آن‌جا که این شبکه‌ها نوعا بسیار پیچیده‌اند و تعداد اندکی از روش‌های موجود قابلیت انطباق با گراف‌های بزرگ را دارند، بررسی این امر که آیا امکان تبدیل آنها به سیستم‌های بسیار ساده‌تر وجود دارد از اهمیت قابل توجهی برخوردار است و به‌طور خاص، تلاش‌های زیادی صرف افراز شبکه‌ها به تعداد کوچک‌تری از خوشه ها گشته است .از سوی دیگر چالش تامل‌برانگیز دیگر تمرکز متفاوت علوم اجتماعی سنتی (مطالعه ویژگی‌های شخصی افراد) و تحلیل شبکه‌های اجتماعی (بررسی ویژگی‌های هر جفت از افراد) می‌باشد . تبدیل داده‌های فرد -ویژگی به داده‌های فرد -فرد یا برعکس آن و سپس در نظر گرفتن همزمان نهاد فردی و ساختار اجتماعی راه‌حل پیشنهادی ما برای رفع این چالش است .

چالش دوم که در حوزه مرکزیت شعاعی رخ می‌دهد آن است که در نتیجه پیشفرض قراردادن ساختار هسته -پیرامون، محاسبه و تفسیر این شاخص‌ها به درستی صورت نمی‌گیرد .بنابر این ابتدا می‌بایست مشخص شود آیا شبکه پیش‌نیاز یک خوشه‌ای بودن را داراست، و سپس چنانچه اینگونه نبوده و شامل بیش از یک جزء بود، شاخص‌های شعاعی زیرگراف می‌بایست معین شود .



شکل(۶) ارائه چارچوب مفهومی محاسبه مرکزیت نزدیکی شبکه های پیچیده در مقایسه با روشهای موجود

تمام انواع شاخص‌های مرکزیت نزدیکی نیاز به محاسبه ماتریس فاصله دارند [21]. در شاخص فریمن، نزدیکی مبتنی بر کوتاه‌ترین فاصله محاسبه می‌شود، طوری که هر مولفه در ماتریس نزدیکی از محاسبه حداقل بردار نشانگر طول تمام مسیرها از i تا j حاصل می شود. با این حال چنانچه معتقد نباشیم در محیط مورد نظر ما مانند انتشار اطلاعات لزوما از کوتاه‌ترین مسیر استفاده نمی‌شود،

لازم است تمام مسیرها از i به j را در نظر گرفته، میانه یا میانگین طول آنها را در ماتریس قرار دهیم .مشکل اینجاست که در همه این موارد لازم است تمام گام‌ها بین هر جفت گره را مشخص نموده طول آنها را محاسبه نماییم؛ در حالی که در شاخص پیشنهادی ما از ماتریس مجاورت A استفاده می‌شود و فاصله دودویی به فاصله اقلیدسی مبدل می‌شود که محاسبه آن در واقع بسیار سریع‌تر از محاسبه کوتاه‌ترین فاصله دودویی است .از سوی دیگر همه انواع شاخص‌های مرکزیت نزدیکی شاخص‌های معکوس مرکزیت هستند یعنی اعداد بزرگ‌تر نشانگر فاصله بیشتر و مرکزیت کمتر هستند و بدین معنی آنها بیشتر دوری را می‌سنجند تا نزدیکی [21]ولی شاخص ما مستقیما نزدیکی را می‌سنجد و نیازی به تبدیل آن نیست .

محاسبات نگاشت طیفی در شبکه های پیچیده مستلزم یافتن بردارهای ویژه ماتریس‌های بسیار بزرگ است .در حالی که این کار می‌تواند از لحاظ محاسباتی بسیار هزینه‌بر باشد، چند کار می‌تواند این محاسبات را بسیار ساده‌تر نماید .در واقع برای تخمین نگاشت طیفی به تمام بردارهای ویژه نیاز نداریم، و لذا می‌توانیم از تکنیک‌های کلاسیک سرعت‌افزایی[۵۱] برای تنها محاسبه نمودن بردارهای ویژه متناظر با مقادیر ویژه بالایی[۵۲] استفاده نماییم .و چنانچه سرعت افزایی بیشتری لازم بود، از روش‌های هسته‌ای[۵۳] می‌توان بهره جست. در این روشها بردارهای ویژه برای یک زیرمجموعه از نقاط سطح محاسبه و برای بقیه نقاط درونیابی می‌شود .برای اطلاع بیشتر علاقمندان می توانند به [34]مراجعه نمایند .

۳.۶. الگوریتم پیشنهادی

براساس چارچوبی که در بخش 5-۱ ذکر شد الگوریتمی شامل مراحل زیر ارائه می‌شود :

گام ۱) مجموعه داده‌های ورودی را بر اساس تحلیل طیفی فرم دهید .

الف) مجموعه داده‌های ورودی تعریف شوند؛

برای شبکه‌های پیچیده مجموعه داده‌ها با ماتریس مجاورت توصیف می‌شوند به‌طوری که چنانچه گره i و گره j توسط یک یال به یکدیگر متصل باشند Aij=1 خواهد بود و در غیر اینصورت Aij=0 .

ب) ماتریس لاپلاسین نرمال Lrw ساخته شود؛

بدین منظور ابتدا ماتریس قطری D را طوری بسازید که (i,i) اُمین مولفه آن مجموع سطر i اُم ماتریس A باشد و بیانگر درجه راس i در گراف. سپس ماتریس لاپلاسین را تشکیل دهید: L=D-A . حال Lrw را معین کنید:Lrw=D-1L .

ج) تعداد خوشه‌ها k معین شود؛

k مقدارویژه غیربدیهی ماتریس لاپلاسین نرمال Lrw را به گونه‌ای معین کنید که k مقدار ویژه اول کوچک و (k+1)اُمین آنها نسبتا بزرگ باشد.

گام ۲) ماتریس را به عنوان ورودی خوشه‌بندی آماده سازید.

الف) اگر k=1 باشد، شبکه ساختار هسته -پیرامون دارد و محاسبه مرکزیت نزدیکی از طریق تکنیک‌های معمول انجام می‌شود.

ب) اگر k>1 باشد، ماتریس nxk با نام V طوری بسازید که ستون‌های آن بردارهای ویژه ماتریس Lrw باشند .

ج) ماتریس Q با n سطر و (k+l) ستون را از طریق افزودن l ویژگی افراد معین کنید تا به عنوان ورودی خوشه‌بندی استفاده گردد .

گام ۳) با در دست داشتن ماتریس Q و تعداد خوشه‌ها k، گره‌ها را با به‌کارگیری تکنیک‌های معمول چون k-means خوشه‌بندی نمایید.

گام ۴) مرکز خوشه‌ها را معین نمایید. مرکز هر خوشه، نشانگر گره ای است که بیشترین مرکزیت نزدیکی درون خوشه را دارا می باشد.

گام ۵) در نهایت، مرکزیت نزدیکی کل گراف را محاسبه نمایید. اینکار از طریق محاسبه مرکزیت نزدیکی میان مراکز خوشه‌ها انجام می شود.

٦ . ٤. مزایای الگوریتم پیشنهادی

همان‌طور که پیش‌تر اشاره شد، این مقاله چارچوبی نوین در تحلیل شبکه‌های پیچیده پیش رو قرار می‌دهد که در آن هم به مشخصه‌های فردی توجه شده است و هم به ساختار ارتباطات و بر این اساس الگوریتمی بهبود یافته برای یافتن مرکزیت نزدیکی شبکه های پیچیده چندلایه ارائه می‌دهد که در آن واحد پنج امتیاز ارزشمند را داراست:

این الگوریتم برای گراف‌های (غیر)وزندار و (غیر)جهتدار مناسب است.

از طریق انجام خوشه‌بندی به‌عنوان مرحله پیش‌پردازش، مساله مفروض قرار دادن ساختار هسته -پیرامون را مرتفع می‌نماید.

گراف را به گره‌هایی مجزا نگاشت می‌کند که از طریق تکنیک‌های خوشه‌بندی داده قابل خوشه‌بندی هستند و ما را از روش‌های خوشه‌بندی در گراف بی‌نیاز می‌کند .

کاهش ابعادی این الگوریتم (از ماتریس n×n به ماتریسn×k (k<n))محاسبات را بسیار ساده‌تر می‌کند.

داده‌های فرد -به -فرد[54] را به فرد -ویژگی[55] تبدیل می‌کند و از این طریق امکان درنظر گرفتن مشخصه‌های فردی را در کنار ساختار ارتباطات ممکن می‌کند.

۷. بکارگیری مراحل الگوریتم پیشنهادی در مثال کاربردی

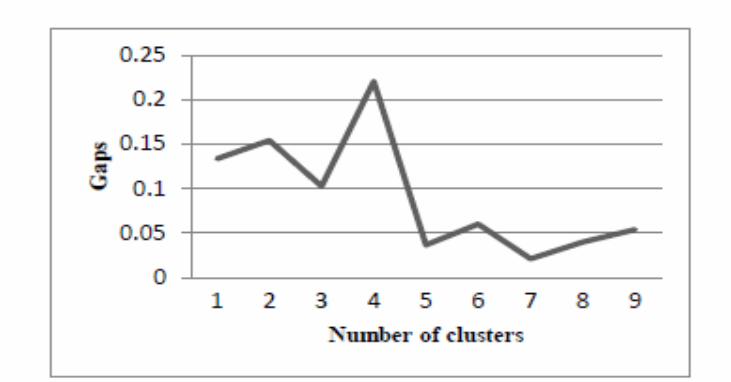
۷.۱. توصیف مجموعه داده‌ها

آزمودن یک الگوریتم به معنای اعمال آن بر یک مساله خاص است که راه‌حل آن شناخته باشد و نتایج حاصل از الگوریتم با آن راه‌حل مقایسه گردد .چنانچه بخواهیم این مساله خاص را از شبکه‌های دنیای واقع اتخاذ نماییم انتخاب‌ها بسیار محدود خواهد بود چون به شبکه‌ای نیاز داریم که اطلاعات کاملی درباره ارتباط میان رئوس و ویژگی‌های خود رئوس داشته باشیم. تنها شبکه استانداردی که حائز شرایط مساله ما بود، شبکه مشهور اعضای باشگاه کاراته است که زاخاری [35]آن را مورد مطالعه قرار داد .این شبکه به یک مدل الگوگیری تبدیل شده است که اغلب برای تست الگوریتم‌های یافتن اجتماعات به‌کار می‌رود [50-36]. گراف حاصل از آن شامل 34 راس است که نشانگر اعضای یک کلوپ کاراته در ایالات متحده است که در یک دوره 3ساله مورد مشاهده قرار گرفته‌اند .یال‌ها افرادی را به یکدیگر متصل نموده‌اند که خارج از فعالیت‌های باشگاه با یکدیگر تعامل داشته‌اند .در خلال این دوره میان مدیر باشگاه و مربی مشکلاتی رخ می‌دهد که منجر به شکست باشگاه به دوگروه مجزا می‌شود، که یکی حامی مربی و دیگر حامی مدیر بوده‌اند .سوال اینجاست که آیا می‌توان این جداسازی را که در واقع رخ داد، از توپولوژی گراف پیش‌بینی نمود.

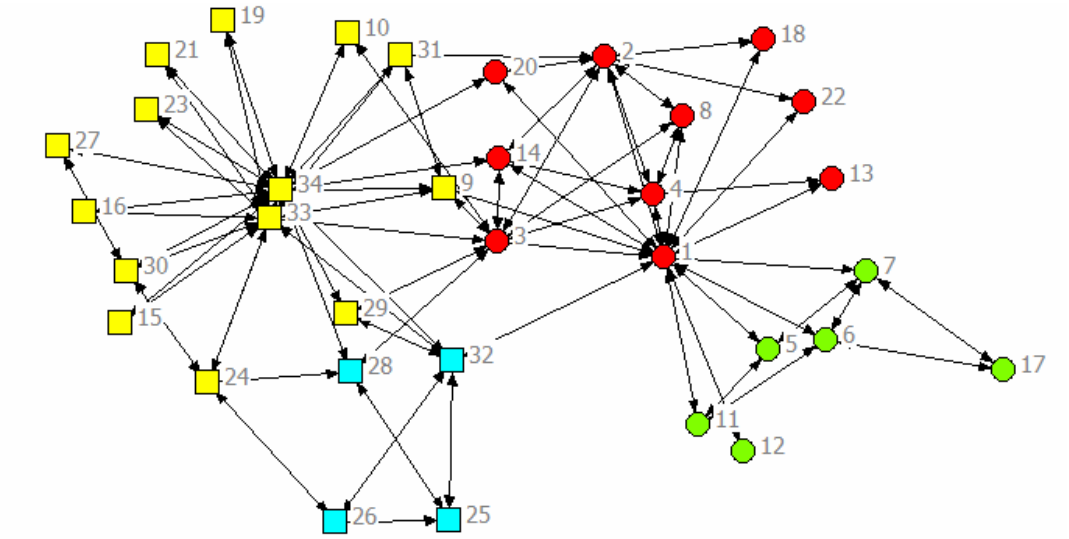
۷.۲. تعریف و تنظیم پارامترها

از ویژگی "دسته" در کار زاخاری [35] به عنوان یک ویژگی گره‌ها استفاده شده است که پس از نگاشت گراف اولیه به فضای طیفی، به ویژگی‌های یالها افزوده خواهد شد .این ویژگی نشانگر تمایل افراد به یکی از دو دسته حامی مدیر یا حامی مربی یا هیچکدام از این دو می‌باشد .تخصیص عبارت قوی /ضعیف به این ویژگی مشخص کننده آن است که آن فرد حامی قوی یا ضعیف وضعیت ایدئولوژیک آن دسته است .ما این ویژگی را به صورت یک متغیر ترتیبی در نظر گرفته‌ایم که دامنه تغییرات آن از 1(حامی قوی مدیر) تا 5(حامی قوی مربی) می‌باشد.

مساله بعدی انتخاب ماتریس لاپلاسینی است که برای خوشه‌بندی طیفی استفاده گردد؛ از آنجا که رئوس گراف درجات یکسان یا مشابهی ندارند، انتخاب نوع لاپلاسین بر نتایج تأثیرگذار خواهد بود و به دلیل آن که لاپلاسین نرمال شده Lrw نسبت به سایرین



شکل(۷) نمایش فاصله بین مقادیر ویژه متوالی ماتریس Lrw به صورت تابعی از تعداد خوشه‌ها



شکل(۸) شبکه باشگاه کاراته زاخاری. مربع‌ها و دایره‌ها نشانگر دو خوشه‌ای هستند که درکار زاخاری مشاهده شده است، رنگ‌ها نشان‌دهنده زیرگروه‌هایی است که توسط الگوریتم پیشنهادی مشخص شده است.

قابلیت اعتماد بیشتری دارد، از آن در محاسبات خود بهره جسته‌ایم .مراحل اصلی محاسبات الگوریتم پیشنهادی توسط نرم‌افزارهای مناسب صورت گرفته است؛ نرم‌افزار MATLAB برای محاسبه مقادیر و بردارهای ویژه، SPSS Clementine برای خوشه‌بندی و UCINET برای ارزیابی مرکزیتهای حاصله به کار گرفته شده است.

۳.۷. ارائه و بررسی نتایج

همانطور که در الگوریتم مطرح شده بود، ابتدا بردارهای ویژه ماتریس لاپلاسین Lrw محاسبه گردید؛ از آنجا که سه مقدار ویژه اولیه غیربدیهی نزدیک به صفر و چهارمی کاملاً با صفر فاصله داشت، بردارهای ویژه حاصل از این سه مقدار ویژه می‌بایست خوشه‌بندی متمایزی در یک فضای 3 بعدی ایجاد کند و 4خوشه بهترین افراز شبکه باشد .شکل شماره 7تفاوت میان هر دو جفت مقدار ویژه متوالی ماتریس Lrw را به صورت تابعی از k، تعداد خوشه‌ها، نشان می‌دهد .داده‌هایی که مورد خوشه‌بندی قرار گرفتند چهار ویژگی داشتند، سه تا متناظر با مولفه‌های سه بردار ویژه اولیه غیربدیهی حاصل از ارتباط میان گره‌ها (یالها) و چهارمین آنها متناظر با

جدول(۲) نتایج حاصل از اعمال الگوریتم پیشنهادی بر شبکه باشگاه کاراته زاخاری[35]

خوشه	تعداد اعضا	شماره گره های عضو هر خوشه	مختصات مرکز خوشه	گره دارای بالاترین مرکزیت نزدیکی درون خوشه	فاصله تا سایر مراکز خوشه
1	10	N1,N2,N3,N4,N8,N13,N14,N18,N20,N22	(-0.082,0.184,0.026,0.875)	N2	2.82
2	4	N25,N26,N28,N32	(0.138,-0.129,-0.376,0.062)	N26	3.07
3	6	N5,N6,N7,N11,N12,N17	(-0.3,-0.268,-0.011,0.917)	N11	2.95
4	14	N9,N10,N15,N16,N19,N21,N23,N24,N27,N29,N30,N31,N33,N34	(0.132,-0.051,0.117,0.125)	N34	2.77

ویژگی "دسته" متعلق به گره‌ها می‌باشد .نتایج حاصل از خوشه‌بندی با نرم‌افزار SPSS Clementine با تعداد خوشه‌های مختلف (از 2خوشه تا 8خوشه) همین تعداد خوشه (4)را تایید نمود (چهار خوشه کمترین میزان مجموع مربع خطا، SSE، را داشتند).

روش‌های مختلف خوشه‌بندی که مبتنی بر بهینه‌سازی توابع مدولاریتی متفاوتی بوده‌اند نیز همین تعداد خوشه را به عنوان بهینه تعیین نموده‌اند به عنوان مثال به منابع [23]و [50]مراجعه کنید.

شکل 8 و جدول ۲ نتایج حاصل از اعمال الگوریتم پیشنهادی بر شبکه باشگاه کاراته را نشان می‌دهد .در جدول ۲ ستونی که با عنوان "گره‌ای که بیشترین مرکزیت نزدیکی درون هر خوشه را داراست" آمده است، نشانگر نزدیکترین گره به مرکز خوشه‌ای است که توسط تکنیک خوشه‌بندی k-means معین شده است .با توجه به جدول مشخص می‌شود که گره 34 بیشترین میزان مرکزیت نزدیکی را در میان چهار گره مرکزی داراست و لذا بیشترین مرکزیت نزدیکی را در کل شبکه دارد.

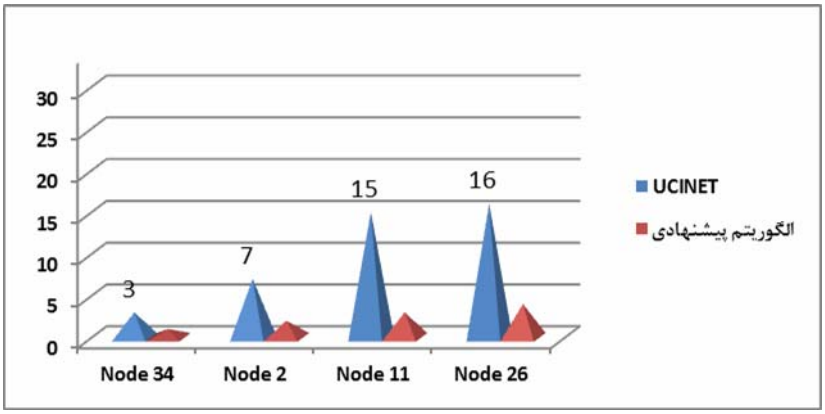
چنانچه داده‌های این شبکه را توسط الگوریتم پیشنهادی به دو خوشه افزار نماییم، نتایج کاملاً با گروه‌های ایجاد شده در شبکه پس از شکست آن برابری می‌کند .برای اینکه تاثیر در نظر گرفتن ویژگی‌های گره‌ها را بر نتایج ببینیم، به

خوشه‌بندی داده‌ها بدون درنظرگرفتن ویژگی خود گره ها (ویژگی "دسته") در دو خوشه توسط روش خود پرداختیم؛ نتایج حاصله 12گره را با توجه به نتایج افراز واقعی شبکه باشگاه کاراته اشتباه دسته‌بندی می‌نمود.

به منظور مقایسه نتایج با حالتی که مرکزیت نزدیکی بدون مرحله پیش‌پردازش خوشه‌بندی و از طریق تکنیک‌های معمول محاسبه مرکزیت معین شود، توسط نرم‌افزار UCINET به محاسبه مرکزیت نزدیکی در شبکه پرداختیم؛ همان‌طور که نتایج را در جدول ۳ مشاهده می‌نمایید گره‌های 1، 3، 32و 34، 9و 14، 33، ...به ترتیب نزولی بیشترین میزان مرکزیت نزدیکی را به خود اختصاص داده‌اند .در حالی که در نتایج حاصل از روش ما پس از گره 34، گره 2بیشترین میزان مرکزیت را داراست، تحلیل انجام شده توسط نرم‌افزار UCINETرتبه هفتم را به این گره داده است، گره 11که سومین رتبه را در الگوریتم ما دارد، در نرم‌افزار UCINETرتبه پانزدهم را دارد و دست آخر گره 26که رتبه چهارم را در تحلیل ما دارد، رتبه شانزدهم را در روش دیگر داراست .بنابراین همانطور که در شکل 9 نیز مشاهده می‌کنید مرحله پیش‌پردازش تاثیر قابل‌توجهی بر نتایج دارد و قابل حذف نیست .

جدول(۳) تحلیل مرکزیت نزدیکی بدون انجام خوشه بندی به عنوان مرحله پیش پردازش، توسط نرم افزار UCINET

شماره گره	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
مرکزیت نزدیکی	56	48	55	46	37.9	38	38	44	51	43	37.9	36.6	37	51	37	37	28
رتبه	1	7	2	8	15	14	14	11	4	12	15	18	17	4	17	17	20
شماره گره	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
مرکزیت نزدیکی	37.5	37	49	37	37.5	37	39	37.5	37.5	36.2	45.8	45.2	38	45.8	54	50	54
رتبه	16	17	6	17	16	17	13	16	16	19	9	10	14	9	3	5	3



شکل(۹) مقایسه نتایج حاصل از تحلیل مرکزیت نزدیکی بدون انجام خوشه بندی به عنوان مرحله پیش پردازش، توسط نرم افزار UCINET و نتایج حاصل از الگوریتم پیشنهادی

آنگونه که در [35] آمده است، چنانچه دو عضو خارج از فعالیت‌های باشگاه رابطه دوستی داشته‌اند در گراف بین گره‌های نمایشگر آنان یال رسم شده است .در خلال تقابل دسته‌ای که منجر به شکست شبکه شد، جلسه باشگاه مرجع تصمیم‌گیری باقی ماند .بدین‌معنا که اگر در یک جلسه یکی از دو دسته اکثریت را حائز بود، تلاش می‌کرد تصمیمات و قطعنامه‌های مطلوب خود را مصوب کند و دسته دیگر در نخستین جلسه‌ای که اکثریت را دارا می‌شد، در اقدامی تلافی‌جویانه مصوبات غیرمطلوب خود را نسخ و با مصوبات مطلوب خود جایگزین می‌کرد .فراخوان یک جلسه به‌طور معمول توسط یکی از رهبران دو دسته صورت می‌گرفت، آقای مدیر یا مربی و سپس بیشترین تلاش در به حداکثر رساندن افراد حامی دسته خود و به حداقل رساندن افراد حامی دسته مقابل صورت می‌گرفت یعنی این اطلاعات به آنها نرسد. در چنین شبکه‌ای نزدیک‌ترین فرد به اعضای دسته هرکدام از رهبران، مهم‌ترین فرد است و نه فردی که به تمام افراد شبکه نزدیک باشد؛ بنابراین انجام خوشه‌بندی پیش از تعیین مرکزیت نزدیکی مرحله‌ای ضروری است .از سوی دیگر گره‌هایی که مرکز خوشه‌ها واقع شده‌اند نشانگر افرادی هستند که نزدیک‌ترین فرد به اعضای خوشه خود هستند یعنی در فضاهای بیشتری خارج از باشگاه حضور دارند که در آنها امکان تعامل بین اعضا وجود دارد و لذا می‌توانند اعضای گروه خود را سریع‌تر از دیگر افراد از جلسه باخبر سازند و در نتیجه چنین افرادی لزوما یکی از رهبران دو دسته نیستند.

نتیجه‌گیری

در این کار تحقیقاتی به توسعه یک الگوریتم جدید بر اساس یک چارچوب کلی پرداخته‌ایم که هدف آن محاسبه مرکزیت نزدیکی در شبکه‌های پیچیده با روشی سیستماتیک و کارآ است .این روش تحلیل خوشه‌ای را به عنوان مرحله پیش‌پردازش لحاظ می‌کند و در خلال فرآیند به ویژگی‌های مختص گره‌ها نیز توجه دارد .

گره‌های شبکه به فضایی k بعدی تصویر می‌شود که در آن k تعداد نخستین مقدارهای ویژه غیربدیهی ماتریس لاپلاسین می‌باشد؛ مختصات گره‌ها در این فضا از مولفه‌های متناظر در بردارهای ویژه حاصل می‌شود .سپس ویژگی‌های گره‌ها افزوده می‌شود و با محاسبه فاصله اقلیدسی در این فضا، تکنیک خوشه‌بندی k-means به منظور ایجاد افراز شبکه به چند خوشه اعمال می‌شود .بهترین نتایج از در نظر گرفتن ساختار یال‌ها و ویژگی‌های گره حاصل شد .

با وجود اینکه محاسبه مرکزیت نزدیکی در گذشته بسیار انجام شده است، معتقدیم الگوریتم ما گامی پیشرو در مطالعات شبکه‌های پیچیده است، به دلیل آنکه تکنیک‌های طیفی را با (1)مفهوم جدید در نظر گرفتن هم‌زمان ویژگی یال‌ها و گره‌ها، به بیان دیگر برقراری ارتباط میان مطالعات علوم اجتماعی سنتی و شبکه‌های اجتماعی و (2)روشی برای بهینه‌سازی تعداد مقادیر ویژه که لحاظ شود، در هم آمیخته است.

یک نتیجه جالب که در این پژوهش دیده می‌شود، آن است که با خوشه‌بندی شبکه به عنوان یک مرحله پیش‌پردازش، تصویر شبکه پس از شکستی که در آینده رخ داد، به وضوح مشخص شد و بار دیگر ثابت نمود که مشخصات فردی بر وضعیت آینده شبکه موثر است .این مطالعه نشان می‌دهد شاخص‌های مرکزیت که با سنجش هم‌زمان ویژگی گره‌ها و یال‌ها محاسبه می‌شود، می‌تواند ما را در مدلسازی تکاملی و پیش‌یاب یاری رساند.

مطالعات آینده می‌تواند صرف توسعه و مطالعه دیگر شاخص‌های مرکزیت شود که درون چارچوب ما قرار می‌گیرد، روش‌های خوشه‌بندی جدید در مرحله نهایی الگوریتم اعمال شود، از معیارهای عدم شباهت دیگر (مانند فاصله‌های وزندهی‌شده، فاصله‌های زاویه‌ای، ضریب همبستگی پیرسون[51]) استفاده شود. امکان در نظر گرفتن چند لایه نیز می‌تواند مورد بررسی قرار گیرد .مطالعه رفتار الگوریتم پیشنهادی در دیگر شبکه‌های پیچیده با اندازه بزرگ‌تر نیز مورد توجه است .

منابع

[1] م غضنفری، س علیزاده ، ب تیمورپور، داده کاوی و کشف دانش، انتشارات دانشگاه علم و صنعت ایران، ۱۳۸۹

[2] *S. Aldosari, Detection in sensor networks, PhD thesis, Carnegie Mellon University, 2005.*

[3] Y. Li, Ch. Chen, A synthetical approach for blog recommendation: Combining trust, social relation, and semantic analysis, Expert Syst. Appl. 36, 6536-6547 (2009).

[4] J. Bar-Ilan, An ego-centric citation analysis of the works of Michael O. Rabin based on multiple citation indexes, Information Processing and Management. 42, 1553-1566 (2006).

[5] A. Pilkington, J. Meredith, The evolution of the intellectual structure of operations management—1980–2006: A citation/co-citation analysis, Journal of Operations Management. 27, 185-202 (2009).

[6] H. Cho, G. Gay, B. Davidson, A. Ingraffea, Social networks, communication styles, and learning performance in a CSCL community, Computers & Education. 49, 309-329 (2007).

[7] C. Hu, P. Racherla, Visual representation of knowledge networks: A social network analysis of hospitality research domain, International Journal of Hospitality Management. 27, 302-312 (2008).

[8] W. Lin, The exploration factors of affecting knowledge sharing – The case of Taiwan's high-tech industry, Expert Syst. Appl. 35, 661-676 (2008).

[9] L. Shehadeh, Analyzing connectivity patterns and their application to genetic networks, PhD thesis, Florida Atlantic University, 2002.

[10] P. Pei, Graph-based analysis of protein-protein interaction data sets, PhD thesis, State University of New York at Buffalo, 2007.

[11] L. Hossain, Effect of organisational position and network centrality on project coordination, International Journal of Project Management. 27, 680-689 (2009).

[12] P. Rau, Q. Gao, Y. Ding, Relationship between the level of intimacy and lurking in online social network services, Computers in Human Behavior. 24, 2757-2770 (2008).

[13] H. Park, R. Kluver, Trends in online networking among South Korean politicians — A mixed-method approach, Government Information Quarterly. 26, 505-515 (2009).

[14] U. Pfeil, P. Zaphiris, Investigating social network patterns within an empathic online community for older people, Computers in Human Behavior. 25, 1139-1155 (2009).

[15] J. Thomas, W. Kellogg, T. Erickson, The knowledge management puzzle: Human and social factors in knowledge management, Knowledge Management 40, 4 (2001).

[16] M. Guzman, A probabilistic programming approach in the analysis of social networks, MS thesis, University of Arkansas, Arkansas, 2008.

[17] E. Estrada, J. A. Rodrı´guez-Vela´ zquez, Subgraph centrality and clustering in complex hyper-networks, Physica A 364, 581-594 (2006).

[18] B.A. Mello, L.H. Batistuta, R. Boueri, D.O. Cajueiro, Measuring the flow of information among cities using the diffusion power, Phys. Lett. A 374, 126-130(2009).

[19] V. Krebs (2007) www.orgnet.com/sna.html

[20] S. Wasserman, K. Faust, Social Network Analysis: Methods and Applications (Cambridge University Press, Cambridge, 1994).

[21] S.P. Borgatti, M.G. Everett, A Graph-theoretic perspective on centrality, Soc. Networks 28, 466-484 (2006).

[22] M.E.J. Newman, Detecting community structure in networks, Eur. Phys. J. B 38, 321-330 (2004).

[23] S. Fortunato, Community detection in graphs, Phys. Rep. 486, 75-174 (2010).

[24] L. Danon, J. Duch, A. Diaz-Guilera, A. Arenas, Comparing community structure identification, J. Stat. Mech., 09008 (2005).

[25] J. Liu, T. Liu, Detecting community structure in complex networks using simulated annealing with k-means algorithms, Physica A 389, 2300-2309 (2010).

[26] X. Ma, L. Gao, X. Yong, L. Fu, Semi-supervised clustering algorithm for community structure detection in complex networks, Physica A 389, 187-197 (2010).

[27] M. Guzman, A probabilistic programming approach in the analysis of social networks, MS thesis, University of Arkansas, Arkansas, 2008.

[27] S. P. Borgatti, K. M. Carley, D. Krackhardt, On the robustness of centrality measures under conditions of imperfect data, Soc. Networks 28, 124-136 (2006).

[28] M. T. Kuhnert, C. Geier, C. E. Elger, Identifying important nodes in weighted functional brain networks: A comparison of different centrality approaches, Chaos 22, 023142 (2012).

[29] C. Clark, Modeling and analysis of clandestine networks, Master's thesis, Air Force Institute of Technology, 2005.

[30] L. Donetti, M.A. Muñoz, Detecting network communities: a new systematic and efficient algorithm, J. Stat. Mech., 10012 (2004).

[31] L. Yen, F. Fouss, C. Decaestecker, P. Francq, M. Saerens, Graph nodes clustering with the sigmoid commute-time kernel: A comparative study, Data Knowl. Eng. 68, 338-361 (2009).

[32] S. P. Borgatti, M. G. Everett, Network Analysis of 2-Mode Data, Soc. Networks 19, 243-269 (1999).

[33] S. Kaza, Instance, evolution, and predictive modeling of social networks, PhD thesis, The University of Arizona, 2008.

[34] M. Mahmoudi, G. Sapiro, Three-dimensional point cloud recognition via distributions of geometric distances, Graph. Models 71, 22–31 (2009).

[35] W. Zachary, An information flow model for conflict and fission in small groups, J. Anthrop. Res. 33 (4), 452-473 (1977).

[36] M. Girvan, M. Newman, Community structure in social and biological networks, Proc. Natl. Acad. Sci. USA 99 (12), 7821_7826 (2002).

[37] H. Zhou, Distance, dissimilarity index, and network community structure, Phys. Rev. E 67 (6), 061901 (2003).

[38]S. Fortunato, V. Latora, M. Marchiori, Phys. Rev. E 70, 056104 (2004).

[39] M. Newman, Detecting community structure in networks, Eur. Phys. J. B 38 (2), 321_330 (2004).

[40] M. Newman, M. Girvan, Finding and evaluating community structure in networks, Phys. Rev. E 69 (2), 026113 (2004).

[41] F. Radicchi, C. Castellano, F. Cecconi, V. Loreto, and D. Parisi, Proc. Natl. Acad. Sci. USA 101, 2658-2663 (2004).

[42] J. Reichardt, S. Bornholdt, Detecting fuzzy community structures in complex networks with a Potts model, Phys. Rev. Lett. 93, 218701 (2004).

[43] F. Wu, B. A. Huberman, Finding communities in linear time: a physics approach, Eur. Phys. J. B 38, 331-338 (2004).

[44] J. Duch, A. Arenas, Community detection in complex networks using external optimization, Phys. Rev. E 72, 027104 (2005).

[45] M. Newman, Finding community structure in networks using the eigenvectors of matrices, Phys. Rev. E 74, 036104 (2006).

[46] M. Newman, Modularity and community structure in networks, Proc. Natl. Acad. Sci. USA 103 (23), 8577_8582 (2006).

[47] A. Arenas, A. Fernández, S. Gómez, Analysis of the structure of complex networks at different resolution levels, New J. Phys. 10 (5), 053039 (2008).

[48] W. E, T. Li, E. Vanden-Eijnden, Optimal partition and effective dynamics of complex networks, Proc. Natl. Acad. Sci. USA 105 (23), 7907_7912 (2008).

[49] J. Zhang, S. Zhang, X. Zhang, Detecting community structure in complex networks based on a measure of information discrepancy, Physica A 387, 1675_1682 (2008).

[50] T. Li, J. Liu, W. E, Probabilistic framework for network partition, Phys. Rev. E 80, 026106 (2009).

[51] L. Donetti, M.A. Muñoz, Detecting network communities: a new systematic and efficient algorithm, J. Stat. Mech., 10012 (2004).

پی نوشت:

[1] *Social Network Analysis*
[2] *Closeness centrality*
[3] *Complex networks*
[4] *Spectral clustering*
[5] *Zachary`s karate club network*
[6] *Benchmark*
[7] *Social symbols*
[8] *Actors*
[9] *Settings*
[10] *Complex systems*
[11] *Food webs*
[12] *Network mapping*
[13] *Key players/actors*
[14] *Molecular entities*
[15] *Reaction and metabolic networks*
[16] *Protein-protein interaction network*
[17] *Autonomy*
[18] *Belongingness*
[19] *Brokerage*
[20] *Ego-networks*
[21] *Degree centrality*
[22] *Structure-functionality*
[23] *Vertices*
[24] *Core-periphery structure*
[25] *One Mode Network*
[26] *Levels*
[27] *Contexts*
[28] *Multilayer*
[29] *Betweenness*
[30] *Eigenvalue centrality*
[31] *Nieminen*
[32] *In-degree*
[33] *Out-degree*
[34] *Sabidussi*
[35] *Freeman*
[36] *Bonacich*
[37] *Walk*
[38] *Radial measures*
[39] *Medial measures*
[40] *Dyadic cohesion*
[41] *Pattern recognition*
[42] *High performance computing*
[43] *Image segmentation*
[44] *Web pages ranking*
[45] *Information retrieval*
[46] *RNA motif classification*
[47] *Spectrum*
[48] *Non-vanishing*
[49] *Monadic attributes*

[50] *Dyadic attributes*
[51] *Classical speed-up techniques*
[52] *Top eigenvalues*
[53] *Kernel methods*
[54] *Person-to-person*
[55] *Person-to-attribute*