Information Technology Innovations and Applied Communication
Vol. 3, No. 4, Winter, 2026, Serial No. 8,pp.51-81

A holistic exploration of influence maximization, opinion maximization, and opinion dynamics in social networks: Methodological survey and challenges

Hossein Raitparvar[1], Mohammad Reza Hassani-Ahangar*[2], Abolfazl Sarkardei[3]
* Professor, Imam Hossein Comprehensive University, Tehran, Iran

(**Received:** 06 October 2025, **Revised:** 18 December 2025, **Accepted:** 02 January 2026, **Published:** 21 January 2026)

Abstract

Analyzing data from online social networks has emerged as a significant scientific challenge. Among the key research areas within this domain are influence maximization, opinion maximization, and dynamic opinion maximization. Influence maximization aims to identify an initial set of users (seed nodes) to maximize the spread of information or messages within a social network. Opinion maximization focuses on increasing the number of users holding positive opinions, thereby enhancing the overall opinions across the network. Dynamic opinion maximization, which accounts for the time-varying nature of user opinions, seeks to maximize the proportion of users with positive opinions over time. This paper survey the existing research on influence maximization, opinion maximization, and dynamic opinion maximization, critically examining the methods proposed in previous studies. It compares these methods in terms of their strengths, weaknesses, and challenges. Furthermore, a comparative study is conducted using available datasets related to opinion maximization to evaluate the performance of these methods. The primary contribution of this research is the creation of a comprehensive comparison table, outlining the strengths and weaknesses of existing methods. The results emphasize that maximizing positive opinions remains a central objective in this field, and highlight the challenges posed by the dynamic nature of opinions in social networks.

Keywords: Online social network analysis, Influence maximization, Opinion maximization, Dynamic opinion maximization.

* Corresponding Author E-mail: hosseinrayatparvar@ihu.ac.ir

«نوآوری‌های فناوری اطلاعات و ارتباطات کاربردی»
سال سوم، شماره 4، فصل زمستان، 1403؛ ص 81-51.

علمی - تخصصی

تحلیل جامع حداکثرسازی تأثیر، نظرات و پویایی در شبکه‌های اجتماعی: بررسی روش‌ها و چالش‌ها

حسین رعیت‌پرور[1]، محمدرضا حسنی‌آهنگر[2*]، ابوالفضل سرکرده‌ای

۱- دانشجوی کارشناسی‌ارشد،۲- استاد 3- پژوهشگر،دانشگاه جامع امام حسین(ع)، تهران، ایران

(**دریافت**: 14 مهر 1404؛ **بازنگری**: 27 آذر 1404؛ **پذیرش**: 12 دی 1404؛ **انتشار**: 01 بهمن 1404)

چکیده

تحلیل داده‌های شبکه‌های اجتماعی برخط امروزه به‌عنوان یکی از چالش‌های علمی مطرح است. در حوزه تحلیل داده کاربران در شبکه‌های اجتماعی، حداکثرسازی تأثیر، حداکثرسازی نظرات و حداکثرسازی پویایی نظرات به‌عنوان سه موردپژوهشی موردتوجه قرار گرفته‌اند. حداکثرسازی تأثیر به معنای انتخاب مجموعه کاربران اولیه (گره‌های دانه) به‌طوری که میزان انتشار پیام در شبکه اجتماعی هدف حداکثر شود. حداکثرسازی نظرات به معنای افزایش کاربران با نظر مثبت و حداکثرکردن مقدار نظرات در شبکه‌های اجتماعی. حداکثرسازی پویایی نظرات نیز با درنظرگرفتن تغییر نظر کاربران در بازه زمانی مشخص به دنبال افزایش کاربران با نظر مثبت در شبکه اجتماعی است. این مقاله، به بررسی پژوهش‌های انجام‌شده در حوزه‌های پژوهشی حداکثرسازی تأثیر، حداکثرسازی نظرات و حداکثرسازی پویایی نظرات می‌پردازد و روش‌های ارائه‌شده در پژوهش‌های گذشته مورد بررسی قرار می‌دهد. همچنین، نقاط قوت و ضعف و چالش‌های هر یک از این رویکردها مورد بررسی قرار گرفته است. علاوه بر این با بررسی مجموعه‌داده‌های موجود در موضوع حداکثرسازی نظرات، روش‌های موجود را باهم مبتنی بر این مجموعه‌داده‌ها مقایسه می‌کند. اصلی‌ترین دستاورد این پژوهش، ارائه یک جدول مقایسه‌ای جامع از روش‌های موجود و شناسایی نقاط قوت و ضعف هر یک از آن‌ها است. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که حداکثرسازی نظرات مثبت یکی از اهداف اصلی در این حوزه است و بسیاری از روش‌ها بر این هدف تمرکز کرده‌اند. همچنین، اهمیت درنظرگرفتن پویایی نظرات در شبکه‌های اجتماعی به‌عنوان یک چالش مهم مطرح‌شده است.

کلیدواژه‌ها: تحلیل شبکه‌های اجتماعی برخط، حداکثرسازی تأثیر، حداکثرسازی نظرات، حداکثرسازی پویایی نظرات

* رایانامه نویسنده مسئول E-mail: hosseinrayatparvar@ihu.ac.ir

1. مقدمه

در عصر فعلی که شبکه‌های اجتماعی به‌عنوان یکی از منابع حیاتی اطلاعات و نظرات کاربران در آن به یکی از ارکان اساسی تصمیم‌گیری‌ها تبدیل‌شده‌اند، تحلیل و بهینه‌سازی نظرات مختلف کاربران درباره یک موضوع خاص یا یک محصول، به یکی از مسائل بحرانی در حوزه تحلیل شبکه‌های اجتماعی تبدیل‌شده است. این تحلیل‌ها به حداکثر رساندن نظرات مثبت یا حتی انتقادات کاربران در مورد یک موضوع یا محصول خاص اختصاص دارد [1]. بااین‌حال، این زمینه با چالش‌های فراوانی روبرو است، ازجمله پویایی نظرات و پیچیدگی شبکه‌ها [2]. هدف اصلی این تحقیق، بررسی و بهبود نظرات مثبت کاربران درباره یک موضوع یا محصول است [3]، به‌نحوی که این تحلیل‌ها به طور مؤثر در فرایندهای تصمیم‌گیری و ارتقا کیفیت محتواها در شبکه‌های اجتماعی مورداستفاده قرار گیرد [3-4]. در حال حاضر، با پیشرفت روزافزون فناوری، به‌ویژه اینترنت، بیشتر کاربران این شبکه از طریق رسانه‌های اجتماعی برخط با یکدیگر در ارتباط هستند. این ارتباطات اطلاعات و روابط اجتماعی مهمی را درباره مسائل مختلف جامعه فراهم می‌کنند. یکی از مفاهیمی که در حوزه تحلیل شبکه‌های اجتماعی مطرح‌شده، مسئله حداکثرسازی تأثیر است [5]. در این مفهوم، هدف اصلی این است که با شناسایی افراد یا گره‌های تأثیرگذار در یک شبکه اجتماعی، انتشار اطلاعات در آن شبکه به حداکثر برسد. این مفهوم بر اساس مدل‌های انتشار تشکیل‌شده و به‌منظور بهبود فرایند انتشار اطلاعات در شبکه مورداستفاده قرار می‌گیرد [6].

حداکثرسازی تأثیر در تحلیل شبکه‌های اجتماعی، به شناسایی گره‌های کلیدی‌ای می‌پردازد که با اعمال‌نفوذ بر آن‌ها، امکان انتشار سریع ایده‌ها و اطلاعات در کل شبکه فراهم می‌شود. این گره‌ها همچون کانون‌های آغازگر عمل کرده و واکنش‌های زنجیره‌ای گسترده‌ای را در شبکه برمی‌انگیزاند. به عبارت دقیق‌تر، هدف از حداکثرسازی تأثیر، شناسایی افرادی است که با کمترین هزینه، بیشترین تأثیرگذاری را بر شبکه اعمال کنند. این مفهوم در درک سازوکارهای انتشار اخبار، پذیرش رفتارهای نوین و گسترش نوآوری‌ها در جوامع پیچیده از اهمیت بسزایی برخوردار است. شبکه‌های اجتماعی به‌واسطهٔ ارتباطات گسترده و پیچیده‌ای که بین افراد برقرار می‌سازند، بستر مناسبی برای مطالعه و بررسی این پدیده فراهم می‌آورند [5].

حداکثرسازی تأثیر در شبکه‌های اجتماعی، به دنبال شناسایی افرادی است که با تأثیرگذاری بر آن‌ها می‌توان به‌سرعت اطلاعات را در کل شبکه منتشر کرد [5]. این مفهوم با گسترش دامنه‌ی خود، به مباحث پیچیده‌تری همچون حداکثرسازی نظرات و حداکثرسازی پویایی تأثیر نیز ورود کرده است. در حداکثرسازی نظرات، تمرکز بر شناسایی افرادی است که می‌توانند بانفوذ خود، باعث پذیرش گسترده یک نظر خاص شوند [11]. ازسوی‌دیگر، حداکثرسازی پویای تأثیر، با درنظرگرفتن تغییرات زمانی در شبکه‌های اجتماعی، به دنبال شناسایی افرادی است که در هر لحظه می‌توانند بیشترین تأثیر را بر شبکه بگذارند. به‌طورکلی، این مفاهیم به‌منظور درک عمیق‌تر از نحوه شکل‌گیری و انتشار افکار و عقاید در شبکه‌های اجتماعی و طراحی استراتژی‌های مؤثرتر برای تأثیرگذاری بر این شبکه‌ها موردمطالعه قرار می‌گیرند[12].

مسئله حداکثرسازی پویایی نظرات به‌عنوان یک مفهوم نوظهور در حوزه تحلیل شبکه‌های اجتماعی، با تلفیق دو مسئله حداکثرسازی نظرات و حداکثرسازی پویایی تأثیر شکل‌گرفته است[11]. هدف اصلی این مسئله، بهینه‌سازی فرایند انتشار نظرات در یک شبکه اجتماعی با درنظرگرفتن تغییرات نظرات افراد در طول زمان است. به‌عبارت‌دیگر، این مسئله به دنبال شناسایی افرادی است که می‌توانند بانفوذ خود، باعث پذیرش گسترده یک نظر خاص در یک بازه زمانی مشخص شوند. با این رویکرد، می‌توان به درک عمیق‌تری از پویایی نظرات در شبکه‌های اجتماعی دست‌یافت و استراتژی‌های مؤثرتر و هدفمندتری را برای شکل‌دهی افکار عمومی طراحی نمود [12].

باتوجه‌به اهمیت روزافزون شبکه‌های اجتماعی در شکل‌دهی افکار عمومی و تصمیم‌گیری‌های جمعی، تحلیل دینامیک نظرات و تعاملات کاربران به‌عنوان یک مسئله حیاتی در حوزه علوم اجتماعی و رایانش اجتماعی مطرح‌شده است. پژوهش‌های متعددی باهدف بهینه‌سازی انتشار نظرات، افزایش نفوذ و تأثیرگذاری کاربران و درک بهتر پویایی نظرات در شبکه‌های اجتماعی انجام‌شده است. بااین‌حال، تاکنون مطالعات جامعی که به بررسی جامع این مفاهیم و ارائه راهکارهای عملی برای مدیریت و هدایت پویایی نظرات بپردازد، محدود بوده است.

در این پژوهش، با رویکردی جامع و میان‌رشته‌ای، به بررسی ادبیات موجود و تحلیل پژوهش‌های پیشین در حوزه حداکثرسازی تأثیر، حداکثرسازی نظرات و به‌ویژه حداکثرسازی پویایی نظرات پرداخته شده است. هدف اصلی این پژوهش، شناسایی و تحلیل شبکه مقالات علمی در حوزه حداکثرسازی پویایی نظرات در شبکه‌های اجتماعی با استفاده از روش‌های نوین تحلیل شبکه‌های اجتماعی است. با بهره‌گیری از فن‌های گراف‌سازی و مدل‌سازی آماری، ارتباطات بین مقالات مختلف و کلیدواژه‌های کلیدی استخراج‌شده و مقالات تأثیرگذار و نوآور در این حوزه شناسایی می‌شوند. این پژوهش باهدف کشف شکاف‌های دانش موجود و شناسایی مسیرهای جدید تحقیقاتی در این حوزه انجام می‌شود.

برای دستیابی به این هدف، پژوهش حاضر با استفاده از داده‌های متنوعی از شبکه‌های اجتماعی مختلف، ازجمله شبکه‌های اجتماعی عمومی، تخصصی و حوزه‌های خاص مانند شبکه‌های مالی و سیاسی، به بررسی عمیق الگوهای پویایی نظرات پرداخته است. با بهره‌گیری از روش‌های پیشرفته تحلیل شبکه‌های اجتماعی و یادگیری ماشین، ازجمله مدل‌های یادگیری تقویتی (Q-learning) و روش‌های تشخیص جامعه، به تحلیل و مقایسه روش‌های مختلف برای حداکثرسازی پویایی نظرات پرداخته شده است.

نتایج این پژوهش می‌تواند به‌عنوان یک‌پایه محکم برای توسعه مدل‌های پیش‌بینی‌کننده رفتار کاربران در شبکه‌های اجتماعی عمل کند. با شناسایی الگوهای پنهان در شبکه‌های تعاملات، می‌توان به پیش‌بینی روند انتشار اطلاعات، شناسایی نفوذگران و رهبران نظر و همچنین ارزیابی اثربخشی کمپین‌های اطلاع‌رسانی پرداخت. همچنین، این یافته‌ها می‌تواند در طراحی سیستم‌های توصیه‌گر هوشمند و شخصی‌سازی محتوا مورداستفاده قرار گیرد.

2. روش تحقیق

در این پژوهش، باهدف بررسی جامع مفاهیم حداکثرسازی تأثیر، حداکثرسازی پویایی تأثیر، حداکثرسازی نظرات و حداکثرسازی پویایی نظرات در شبکه‌های اجتماعی، از روش مروری سامان‌مند استفاده‌شده است. در گام نخست، بامطالعه دقیق ادبیات مرتبط، به تعریف و تبیین دقیق هر یک از این مفاهیم پرداخته و تفاوت‌ها و شباهت‌های آن‌ها را مشخص نمودیم. سپس، با بهره‌گیری از یک روش منبع‌یابی جامع و ساختارمند، به جستجوی منابع مرتبط در پایگاه‌های داده معتبر علمی اقدام گردید. در این راستا، از کلیدواژه‌های مرتبط با این مفاهیم به زبان‌های فارسی و انگلیسی استفاده‌شده و محدودیت‌های زمانی و مکانی مناسب برای جستجو در نظر گرفته‌شده است.

حداکثرسازی تأثیر یک مفهوم اساسی در زمینه تحلیل شبکه‌های اجتماعی است که دارای ریشه‌های عمیقی در درک پویایی انتشار اطلاعات، پذیرش رفتار و انتشار نوآوری در جوامع به‌هم‌پیوسته است [5]. این مفهوم به شناسایی زیرمجموعه‌های خاص از گره‌ها در یک شبکه اجتماعی می‌پردازد که با فعال‌شدن یا مورد هدف قرارگرفتن، توانایی ایجاد اثر آبشاری رادارند که منجر به انتشار گسترده‌ای از اطلاعات خاص می‌شود [7]. این تأثیر به توانایی افراد برای تأثیرگذاری بر نظرات، رفتارها و تصمیمات دیگران اشاره دارد [8]. شبکه‌های اجتماعی به دلیل وابستگی‌های متقابل و روابطی که افراد را به هم متصل می‌کند، به‌عنوان زمینه‌هایی برای مطالعه تأثیر عمل می‌کنند [21].

به طور بهتر، به بررسی فرایند حداکثرسازی تأثیر پرداخته می‌شود که عموماً شامل مراحل کلیدی زیر می‌شود [5]:

- مدل‌سازی شبکه: در این مرحله، شبکه اجتماعی موردمطالعه بادقت مدل‌سازی می‌شود. این مدل شامل گره‌ها که افراد را نمایان می‌کنند و یال‌ها که روابط بین آن‌ها را نشان می‌دهند، است. توپولوژی شبکه نیز بر تأثیر انتشاری که در آن اتفاق می‌افتد، تأثیرگذار است [5-7].
- مدل انتشار تأثیر: در این بخش، یک مدل انتشار تأثیر برای پیش‌بینی چگونگی انتشار تأثیر در شبکه انتخاب می‌شود. مدل‌های مختلفی وجود دارند که ازجمله آن‌ها می‌توان به مدل آبشاری مستقل و مدل آستانه خطی اشاره کرد که هرکدام روش‌های مختلفی برای شبیه‌سازی انتشار تأثیر دارند [20].
- انتخاب گره دانه: انتخاب گره‌های اولیه و اساسی برای انتشار تأثیر بسیار حیاتی است. این گره‌ها جریان تأثیر را آغاز می‌کنند و چالش اصلی در اینجا شناسایی زیرمجموعه‌ای از گره‌هاست که تأثیر کلی را به حداکثر می‌رسانند [5-9-10].
- شبیه‌سازی انتشار تأثیر: در این مرحله، گره‌های دانه انتخاب‌شده برای شبیه‌سازی انتشار تأثیر استفاده می‌شوند. این شبیه‌سازی نحوه گسترش تأثیر را در سراسر شبکه شبیه‌سازی می‌کند.
- ارزیابی: درنهایت، اثربخشی مجموعه‌های مختلف گره‌های دانه با اندازه‌گیری میزان انتشار تأثیر ارزیابی می‌شود.

کاربردهای حداکثرسازی تأثیر در حوزه‌های مختلفی ازجمله بازاریابی، بهداشت عمومی و تغییر اجتماعی وجود دارد که هر یک نقش مهمی در بهبود فرایندها و تصمیم‌گیری‌ها دارند [9].

همچنین، با گسترش مسئله حداکثرسازی تأثیر، مسائلی مانند حداکثرسازی نظرات و حداکثرسازی پویایی تأثیر به بحث گذاشته می‌شوند. در حداکثرسازی نظرات، تمرکز بر روی افزایش انتشار نظرات یا اعتقادات در یک شبکه اجتماعی است، به‌طوری که افراد یا گره‌های تأثیرگذاری که می‌توانند منجر به پذیرش گسترده یک نظر خاص شوند، شناسایی می‌شوند [11]. حداکثرسازی نظرات نوعی روش بهینه‌سازی است که از زیرمجموعه‌ای از گره‌های تأثیرگذار در شبکه‌های اجتماعی برای انتشار نظرات کاربران نسبت به محصول هدف استفاده می‌کند و درنهایت بیشترین انتشار نظرات را به دست می‌آورد [12]. این مفهوم حداکثرسازی نظرات در تجزیه‌وتحلیل شبکه‌های اجتماعی به بررسی تغییرات الگویی که در نظرات رخ می‌دهد، می‌پردازد. در این زمینه، حداکثرسازی نظرات به تعقیب استراتژیک گره‌های

تأثیرگذار در شبکه متمرکز است که دارای پتانسیل ایجاد آبشار در پذیرش نظرات در سراسر شبکه هستند، است. این در مقابل حداکثرسازی تأثیر که بر رفتارها و اعمال متمرکز است، حداکثرسازی نظرات در عرصه احساسات، باورها و نگرش‌ها که زیربنای اعمال انسانی است، متمرکز می‌شود [5-11-13].

فرض حاکم بر حداکثرسازی نظرات این است که نظرات دارای تأثیر ذاتی هستند و هدف آن ترکیب و حداکثرسازی انتشار نظرات، عقاید و باورها در یک شبکه اجتماعی است [4]. این مفهوم نقش بسزایی را در شناسایی افراد یا گره‌های تأثیرگذاری دارد که فعال‌سازی یا تأثیر آن‌ها می‌تواند به پذیرش گسترده نظر یا عقیده خاص منجر شود [15]. باتوجه‌به عواملی همچون تقویت اجتماعی، سوگیری‌های شناختی و سرایت عاطفی [27]، این مفهوم ماهیت چندوجهی شکل‌گیری نظرات را نیز تحلیل می‌کند [11]. ازسوی‌دیگر، حداکثرسازی پویای تأثیر، با تغییرات زمانی در نظر گرفته می‌شود و به طور خاص تکامل تأثیر و رفتار در یک شبکه را در طول زمان در نظر می‌گیرد. این مسئله به دنبال شناسایی مجموعه بهینه گره‌های دانه در هر مرحله زمانی باهدف حداکثرسازی تأثیر در سراسر شبکه است [12].

اخیراً، با ترکیب دو مسئله حداکثرسازی نظرات و حداکثرسازی پویایی تأثیر، مسئله جدیدی به نام حداکثرسازی پویایی نظرات به وجود آمده است. این مسئله سعی دارد با ترکیب این دو مفهوم، بهبودی در فرایند انتشار نظرات و تأثیر آن‌ها در یک شبکه اجتماعی را فراهم آورد [11].

مسئله حداکثرسازی پویایی نظرات، یک مسئله بهینه‌سازی است که هدف اصلی آن بیشینه‌کردن تعداد نظرات مثبت افرادی مشخص نسبت به یک موضوع خاص است [12].

حداکثرسازی پویایی نظرات مفهومی است که از حداکثرسازی نظرات برخوردار است که ابعاد زمانی را در نظر می‌گیرد. این رویکرد تأکید دارد که نظرات فردی ثابت نیستند؛ بلکه در طول زمان تغییر می‌کنند و با شرایط جدید سازگار می‌شوند [4]. حداکثرسازی پویایی نظرات به دنبال شناسایی افراد تأثیرگذار در یک شبکه اجتماعی است که قادرند نظرات خود را در مورد موضوعات مختلف به اشتراک بگذارند و تعدادی از افراد دیگر را تحریک کنند تا نظرات مشابهی را به انتشار برسانند، است [12]. این رویکرد در زمینه‌های گوناگونی مانند بازاریابی، سیاست، جنبش‌های اجتماعی و دیگر حوزه‌های اجتماعی و اقتصادی کاربردهای گسترده‌ای دارد. این مسئله به مدیریت استراتژیک نظرات در شبکه‌های اجتماعی برای حداکثرسازی تأثیر و دسترسی آن‌ها اشاره دارد. باوجود زیادی اطلاعات موجود، برجسته‌شدن و جلب‌توجه کاربران به یک چالش اساسی تبدیل‌شده است [11]. یکی از چالش‌های مهم در حداکثرسازی نظرات پویا این است که نظرات افراد با گذر زمان تغییر می‌کنند و این تغییرات ممکن است ناشی از عوامل مختلفی نظیر اطلاعات جدید، تأثیر اجتماعی، اولویت‌های شخصی و رویدادهای خارجی باشد؛ بنابراین، راه‌حل‌هایی که در ابتدا مجموعه‌ای ثابت از افراد را انتخاب می‌کنند، ممکن است در طولانی‌مدت کارآمد نباشند، زیرا نظرات افراد و همسایگان آن‌ها ممکن است با گذر زمان به طور متفاوتی نسبت به نتایج موردانتظار تکامل پیدا کنند [16]. از طریق حداکثرسازی نظرات پویا، هدف کاربران و سازندگان محتوا ایجاد یک اثر موجدار است که نظرات جلب‌توجه می‌کنند. به طور بهتر، این مسئله انتخاب زیرمجموعه‌ای از گره‌های تأثیرگذار در شبکه اجتماعی برای انتشار نظرات کاربران درباره موضوع هدف و درنهایت بیشینه‌کردن انتشار نظرات را به دست می‌آورد [12].

این مسئله به دلیل پیچیدگی محاسباتی و مقیاس‌پذیری بالا، جزء مسائل ان‌پی- سخت محسوب می‌شود. چالش‌هایی که در این مسئله وجود دارند شامل استفاده از تأثیر محدود نظرات کاربران در شبکه اجتماعی، محدودیت مجموعه دانه اولیه و درنظرگرفتن پویایی تغییرات ساختار ارتباطی شبکه است[4,5,11].

شبکه‌های اجتماعی به‌عنوان یک پدیده فراگیر و روزافزون در جوامع مدرن، نقش بسیار مهمی در زندگی انسان‌ها ایفا می‌کنند. این شبکه‌ها، از ارتباطات شخصی تا انتقال اطلاعات و نظرات، تأثیر چشمگیری بر روی تعاملات انسانی و شکل‌دهی به جوامع دارند. با رشد و گسترش این شبکه‌ها، مفهوم حداکثرسازی پویای نظرات به‌عنوان یک جنبه حیاتی و اساسی در این شبکه‌ها به چشم می‌خورد. پژوهش در این زمینه نه‌تنها در حوزه‌های علوم اجتماعی و روان‌شناسی، بلکه در زمینه‌های مدیریت، بازاریابی، فناوری اطلاعات و شناختی نیز اهمیت زیادی دارد. در ادامه به برخی از ضرورت‌ها و اهمیت‌های پژوهش در این زمینه اشاره می‌شود [12]:

- فهم عمیق‌تر از رفتار انسانی: پژوهش در این زمینه به درک بهتری از این‌که چرا افراد نظرات خود را تغییر می‌دهند یا به چه عواملی پاسخ می‌دهند، کمک می‌کند. این فهم عمیق‌تر از رفتار انسانی می‌تواند استراتژی‌های بهتری برای انگیزه‌بخشی و تغییر نظرات افراد در شبکه‌های اجتماعی را فراهم کند.
- بهبود تصمیم‌گیری: پژوهش در این حوزه به بهترین روش‌ها برای تغییر نظرات افراد باتوجه‌به اطلاعات و تجربیات جدید کمک می‌کند. این کمک می‌تواند در بهبود فرایند تصمیم‌گیری افراد مؤثر باشد.
- تأثیرگذاری در اجتماع: تغییر نظرات افراد می‌تواند تأثیر مستقیمی بر تغییرات اجتماعی و بازاریابی داشته باشد.

مطالعه فرایندهایی که منجر به تغییر نظرات افراد می‌شوند، به کسب اطلاعات ارزشمند در این زمینه کمک می‌کند.

- طراحی بهتر سیستم‌ها و فرایندها: پژوهش در این زمینه می‌تواند در طراحی بهتر سیستم‌ها، الگوریتم‌ها و فرایندها کمک کند، به‌ویژه در حوزه فناوری اطلاعات و ارتباطات.
- مدیریت اختلافات و تعارضات: فهمیدن چگونگی تغییر نظرات می‌تواند به مدیران و رهبران کمک کند تا اختلافات را به بهترین شکل مدیریت کنند و به توافقاتی برسند که برای همه مفید باشد.

باتوجه‌به اهمیت و جایگاه شبکه‌های اجتماعی در زندگی انسان‌ها، پژوهش در زمینه حداکثرسازی پویای نظرات این اهمیت و ضرورت را دارد و می‌تواند به بهبود فرایندها و تصمیم‌گیری‌ها در این شبکه‌ها کمک کند.

در شبکه‌های اجتماعی، دو نوع محیط اصلی شناسایی می‌شود: محیط رقابتی و محیط غیررقابتی [18].

در محیط غیررقابتی، یک نهاد یا فرد به‌تنهایی تلاش می‌کند تا تأثیر خود را در شبکه اجتماعی گسترش دهد، بدون مواجهه با رقابت مستقیم. در این حالت، هدف اصلی افزایش گستره و عمق تأثیرگذاری بر کاربران است. به‌عنوان‌مثال، یک سازمان ممکن است کمپینی برای آگاهی‌بخشی درباره یک موضوع خاص راه‌اندازی کند و تلاش کند تا بیشترین تعداد ممکن از افراد را تحت‌تأثیر قرار دهد. در چنین محیطی، راهبُردها و روش‌ها عمدتاً بر بهینه‌سازی انتشار اطلاعات و استفاده از ابزارهای تحلیلی برای شناسایی افراد کلیدی و نقاط مؤثر شبکه متمرکز هستند [7].

در مقابل، محیط رقابتی زمانی شکل می‌گیرد که چندین نهاد یا فرد به طور هم‌زمان تلاش می‌کنند تا تأثیر خود را در شبکه اجتماعی گسترش دهند و این تلاش‌ها با یکدیگر تداخل پیدا می‌کنند. در این شرایط، هر نهاد یا فرد باید نه‌تنها به افزایش تأثیر خود بپردازد، بلکه همچنین باید برای محدودکردن تأثیر رقبا نیز استراتژی‌های خاصی را به کار گیرد. به‌عنوان‌مثال، در یک رقابت سیاسی، چندین نامزد سعی می‌کنند رأی‌دهندگان را متقاعد کنند و درعین‌حال، از کاهش تأثیر رقبای خود اطمینان حاصل کنند. این محیط نیازمند تحلیل‌های پیچیده‌تر و استراتژی‌های پیشرفته‌تری است که شامل پیش‌بینی واکنش‌های رقبا و اتخاذ تصمیمات استراتژیک برای افزایش نفوذ و کاهش نفوذ رقبا می‌شود [19].

این تمایز بین محیط رقابتی و غیررقابتی در شبکه‌های اجتماعی اهمیت زیادی دارد، زیرا هرکدام از این محیط‌ها نیازمند رویکردها و استراتژی‌های متفاوتی برای مدیریت و بهینه‌سازی تأثیرگذاری هستند.

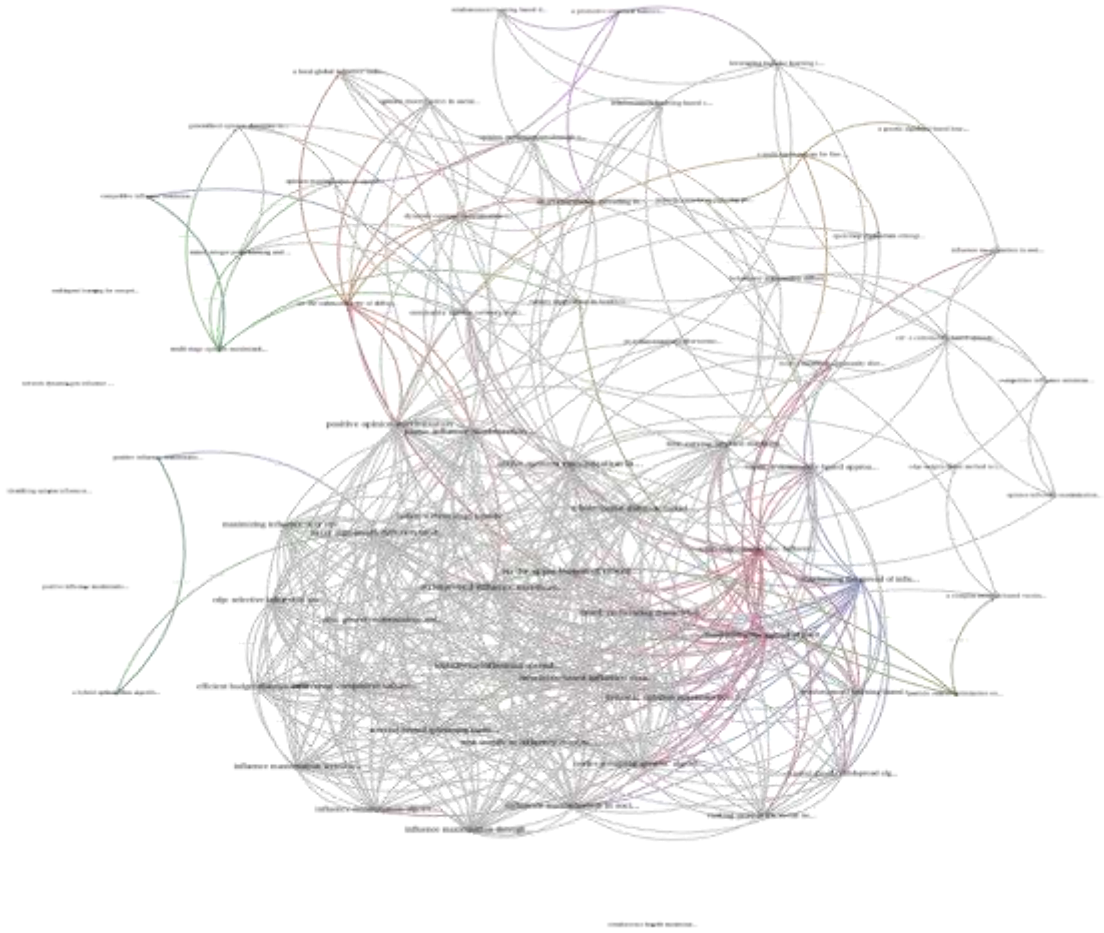
حداکثرسازی تأثیر رقابتی شامل شناسایی افراد کلیدی در یک شبکه اجتماعی برای به حداکثر رساندن انتشار اطلاعات یا ت در یک محیط رقابتی است. این امر مستلزم انتخاب اینفلوئنسرهای اولیه است که می‌توانند به طور مؤثر نفوذ خود را منتشر کنند درحالی‌که رقبا به طور هم‌زمان تلاش می‌کنند همین کار را انجام دهند [18]. چالش نه‌تنها در به حداکثر رساندن نفوذ خود بلکه در مقابله با تلاش‌های نفوذ رقبا نیز نهفته است. الگوریتم‌ها و مدل‌های پیشرفته برای پیش‌بینی گسترش نفوذ و توسعه استراتژی‌های مؤثر برای پیشی‌گرفتن از رقبا در شبکه استفاده می‌شوند. کاربردها عبارت‌اند از بازاریابی، جایی که شرکت‌ها برای محبوبیت محصول رقابت می‌کنند، کمپین‌های سیاسی به دنبال حمایت رأی‌دهندگان و جنبش‌های اجتماعی باهدف جلب‌توجه در برابر علل مخالف. با درک پویایی شبکه، نهادها می‌توانند به طور استراتژیک نفوذ خود را افزایش دهند و دسترسی رقبا را محدود کنند [19-20].

جدول (1). مقایسه 4 مفهوم حداکثرسازی تأثیر، حداکثرسازی پویایی تأثیر، حداکثرسازی نظرات و حداکثرسازی پویایی نظرات

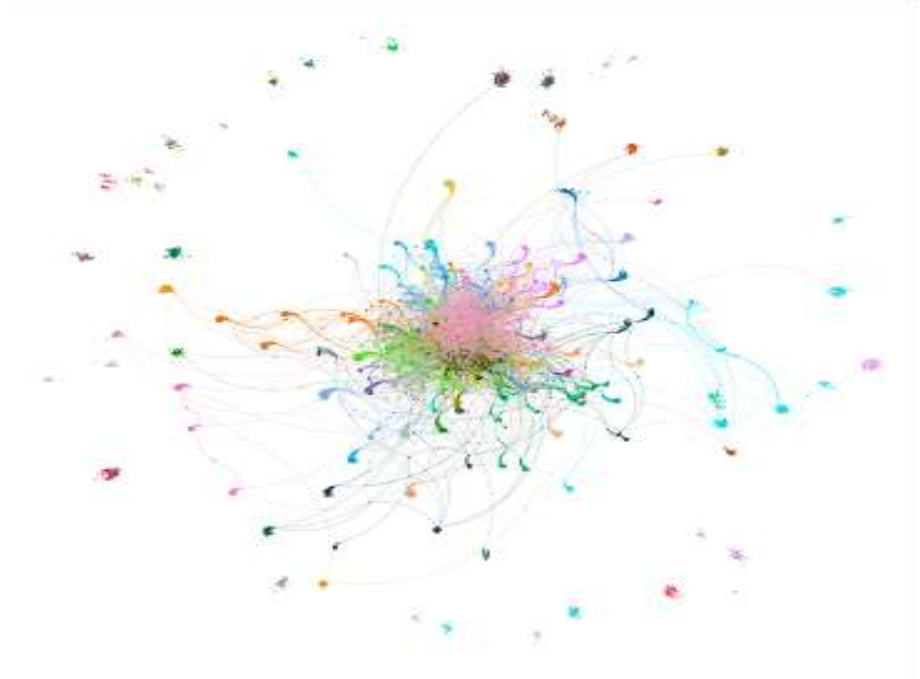
ردیف	مفهوم	ساختار شبکه	مقیاس یا انعطاف‌پذیری	قابلیت ایجاد رقابت	پویایی	ویژگی	زمان محور	پیچیدگی	تفاوت
1	حداکثرسازی تأثیر	جهت‌دار یا بی‌جهت، وزن‌دار یا بی‌وزن	بالا	خیر	خیر	مجموعه‌ای از گره‌های دانه را برای حداکثرکردن تأثیر تحت یک مدل انتشار انتخاب می‌کند.	خیر	NP-hard	مسئله کلاسیک یافتن تأثیرگذارترین گره‌ها در یک شبکه استاتیک.

ع.ع	مفهوم	ساختار شبکه	مقیاس یا انعطاف‌پذیری	قابلیت ایجاد رقابت	پویایی	ویژگی	زمان محور	پیچیدگی	تفاوت
2	حداکثرسازی پویایی تأثیر	جهت‌دار یا بی‌جهت، وزن‌دار یا بی‌وزن	بالا	خیر	بله	مجموعه‌ای از گره‌های دانه را در هر مرحله برای حداکثرسازی تأثیر تحت یک مدل انتشار پویا یا تغییرات زمانی انتخاب می‌کند.	بله	NP-hard	توسعه IM برای در نظر گرفتن تغییرات زمانی در ساختار شبکه یا مدل انتشار.
3	حداکثرسازی نظرات	جهت‌دار یا بی‌جهت، وزن‌دار یا بی‌وزن	بالا	بله	خیر	مجموعه‌ای از گره‌ها و نظرات را برای حداکثرسازی نظرات، قطبی‌سازی یا ثبات تحت یک مدل انتشار انتخاب می‌کند.	خیر	NP-hard	نوع IM که نظرات گره‌ها در نظر می‌گیرد.
4	حداکثرسازی پویایی نظرات	جهت‌دار یا بی‌جهت، وزن‌دار یا بی‌وزن	بالا	بله	بله	مجموعه‌ای از گره‌ها و نظرات را در هر مرحله انتخاب می‌کند تا نظرات، قطبی‌سازی یا پایداری را تحت یک مدل پویایی نظرات پویا به حداکثر برساند.	بله	NP-hard	توسعه OM برای محاسبه تغییرات زمانی در نظرات گره‌ها.

در این پژوهش، منابع مورداستفاده در سند تحقیقی بر اساس اصول منبع‌شناسی ارائه‌شده است. این اصول بر فهرستی از کتب، مقالات، وبگاه‌ها و دیگر منابع مرتبط با تحقیق که در انتهای سند آمده است، استوار است. فهرست مذکور به خوانندگان امکان می‌دهد تا به طور مستقل جزئیات مربوط به منابع استفاده‌شده در تحقیق را بیابند و بدین ترتیب، اعتبار و اصالت کار تحقیقی تأیید گردد. جهت تعیین حدود و دامنه تحقیق، از مخازن مقالات موجود در اینترنت استفاده شد و تقریباً صد مقاله انتخاب و جمع‌آوری گردید. سپس، کلمات کلیدی هر مقاله استخراج و جدول یال میان مقالات ایجاد شد. نهایتاً، با بهره‌گیری از نرم‌افزار گفی، با توجه شکل (1- الف و ب)، گراف استناد مقالات به یکدیگر و گراف مقالات بر اساس ارجاعت ترسیم و تحلیل شد. این روش تحقیقی، تصویری دقیق از منابع مورداستفاده در تحقیق ارائه می‌دهد و از اهمیت اصالت و اعتبار کار تحقیقی در این پژوهش تأکید می‌کند. تأکید بر مشخص‌کردن مقالات پرکاربرد و داغ در حوزه تحقیق، نقشی مهم در تدوین مسیر و تحلیل دامنه تحقیقات فعلی ایفا می‌کند.



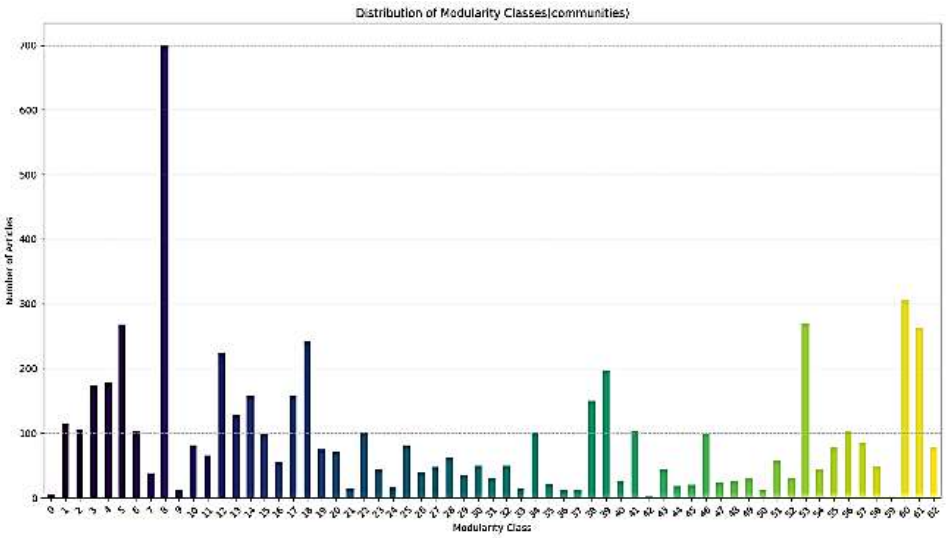
(الف) گرافی از ارتباط مقالات بر اساس کلمات کلیدی



(ب) گراف ارجاعات مقالات به یکدیگر

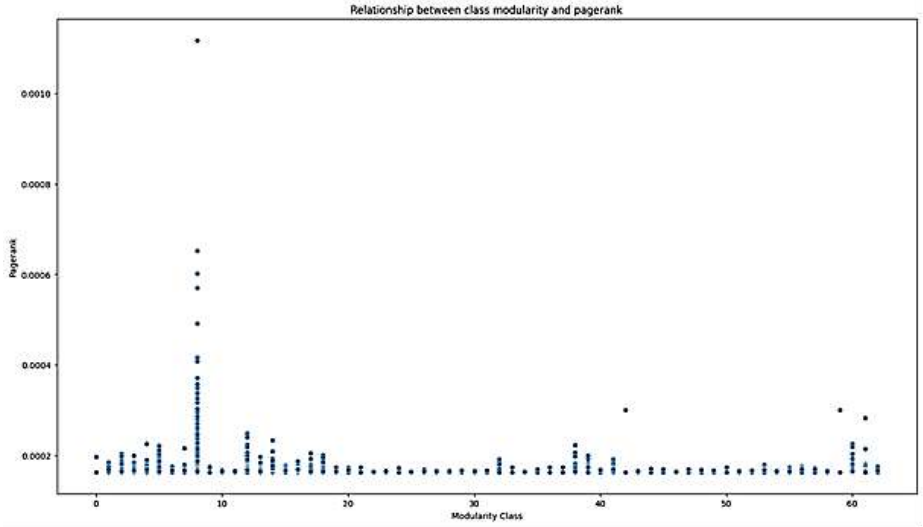
شکل (1). گراف‌های رسم شده برای مقالات این حوزه

در مرحله بعد، باتوجه‌به شکل (2) توزیع مقالات به خوشه‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد تا مشخص شود چند انجمن یا خوشه مجزا از مقالات به‌هم‌پیوسته وجود دارد. این تحلیل، ایده‌ای از موضوعات یا زمینه‌های تحقیقاتی موجود در مجموعه‌داده ارائه می‌دهد.



شکل (2). توزیع مقالات در جوامع شناسایی‌شده

در بررسی داده‌های مرتبط با مقالات، نکته برجسته این است که مقالات مربوط به جامعه هشت در حوزه حداکثرسازی تأثیر به‌صورت قابل‌توجهی حضور دارند. این موضوع نشان‌دهنده آن است که حوزه حداکثرسازی تأثیر که شامل حداکثرسازی پویایی نظرات و حداکثرسازی نظرات می‌شود، درون یک جامعه قرار گرفته‌اند و نشان‌دهنده این است که این مسائل توسعه‌ای از حداکثرسازی تأثیر محسوب می‌شود. باتوجه‌به شکل (3)، رابطه بین پیچ رنک مقالات و ماژولاریتی کلاس آن‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد تا جوامع مرتبط با یکدیگر شناسایی شوند. با تحلیل نمودار پراکنش بین ماژولاریتی کلاس و پیچ رنک، می‌توان الگوهایی را کشف کرد که نمایانگر روابط میان گروه‌های مختلف داده‌ها هستند. این تحلیل به شناسایی گروه‌های مرتبط و درک تفاوت‌های بین آن‌ها کمک می‌کند. بررسی نمودار پراکنش، امکان تحلیل تفاوت‌ها و الگوهای مختلف بین مقادیر پیچ رنک بر اساس ماژولاریتی کلاس را فراهم می‌سازد. این تحلیل می‌تواند در شناسایی مناطقی از داده‌ها که تفاوت‌های چشمگیری نسبت به بقیه دارند، مؤثر باشد. همچنین این تحلیل کمک می‌کند تا مشخص شود آیا مقادیر پیچ رنک بر اساس ماژولاریتی کلاس‌ها متفاوت هستند یا خیر.



شکل (3). نمودار پراکنش پیچ رنک و ماژولاریتی کلاس مقالات

باتوجه‌به شکل (3) در جامعه هشت، مقالات علمی و پژوهشی از اهمیت بسیاری برخوردارند. این مقالات، به‌عنوان نمایندگان اصلی دانش و تحقیقات در این حوزه، نقش مهمی در توسعه دانش و فهم مسائل جامعه ایفا می‌کنند. برخی از این مقالات، به‌عنوان مقالات پایه معرفی می‌شوند که نقش دانه در تکامل مفاهیم و نظریه‌ها دارند. مقالات پایه به دلیل موضوعات عمیق و کارآمدی که بررسی می‌کنند، برتری در مقایسه با سایر مقالات دارند و اغلب موضوعاتی را که اساس و اصول یک حوزه علمی را شکل می‌دهند، مورد بررسی قرار می‌دهند. این مقالات پایه، تأثیر طولانی‌مدتی در تکامل و پیشرفت حوزه‌های علمی دارند و از اهمیت ویژه‌ای برخوردارند.

با اتکا بر تحلیل‌های آماری جامع و شناسایی مقالات برجسته در سه حوزه کلیدی حداکثرسازی تأثیر، حداکثرسازی نظرات و حداکثرسازی پویایی نظرات، این پژوهش به بررسی عمیق شش مقاله [11-12-14-15-16-17] شاخص در حوزه حداکثرسازی نظرات با تأکید بر جنبه پویایی نظرات پرداخته می‌شود. این مقالات در سه بخش مدل، مجموعه‌داده و ارزیابی مقایسه می‌شوند که ارزیابی داخل بخش نتایج و بحث آورده شده است.

2-1. مدل

در دهه‌های اخیر، با پیشرفت روزافزون فناوری و گسترش استفاده از شبکه‌های اجتماعی، اهمیت مدیریت و حداکثرسازی نظرات کاربران در این شبکه‌ها بیش‌ازپیش مشهود شده است. اطلاعات و نظراتی که از طریق این شبکه‌ها به اشتراک گذاشته می‌شوند، می‌توانند برای افراد، سازمان‌ها و جوامع، منابعی ارزشمند برای اتخاذ تصمیمات و انجام اقدامات مفید باشند؛ بنابراین، توجه به این موضوع و تلاش برای بهبود فرایند مدیریت نظرات از اهمیت بسزایی برخوردار است.

در این راستا، پژوهش‌های زیادی صورت‌گرفته تا روش‌ها و الگوریتم‌هایی برای بهبود مدیریت و حداکثرسازی نظرات ارائه شود. یکی از این پژوهش‌ها، مقاله [12] در سال 2023 است که یک رویکرد جدید برای حل مسئله حداکثرسازی نظرات و درنظرگرفتن پویایی برای نظرات ارائه کرده‌اند که به شرح زیر است.

با ظهور شبکه‌های اجتماعی و فراگیرشدن آن، تحلیل شبکه‌های اجتماعی پیش از پیش موردتوجه قرار گرفت. پیش از پیش بایستی ساختار شبکه اجتماعی G را به‌صورت ریاضی بیان کرد. شبکه اجتماعی یک گراف جهت‌دار(G=V,E,W) است که {V=v1,v2,…,vN} و{E=e۱,e۲,…,en } و وزن بین ارتباط بین گره‌ها { [1,N] W=wij,i,j} که این وزن با ضریب جا کارد در رابطه (1) است [12].

$$wij = \frac{|N_i^{in} \cap N_j^{out}|}{|N_i^{in} \cup N_j^{out}|} \quad (1)$$

برای حل مسئله حداکثرسازی نظرات پس از دادن گراف G یک مجموعه دانه (G⊆S(S انتخاب می‌شود. سپس نظرات مثبت را در مورد یک شیء به همسایگان خود با مدل شکل‌گیری نظرات (مدل همکاری تطبیقی) منتشر می‌کنند و درنهایت نظرات منطقی را پس از زمان t (t≤T≥1) به حداکثر می‌رسانند [12]. به‌صورت ریاضی در رابطه (2) می‌توان این مسئله را این‌طور تفهیم کرد:

$$\text{Maximize} \quad F(S) = \sum_{v_i \in V^+} x_i^+ + \sum_{v_j \in V^-} x_j^- \quad \text{s.t.}$$

$$S = \bigcup_{i \in I^*} \{v_i\}$$

$$\gamma_i = \begin{cases} 1 & if\ v_i\ is\ a\ seed\ node \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (2)$$

$$\sum_{i \in I^*} \gamma_i = m$$

$$x_i^+ = \begin{cases} 1 & v_i \in V^+ \\ 0 & v_i \in V^0 \\ -1 & v_i \in V^- \end{cases}$$

تابع(FS) تابع هدف است که قرار است جمع مجموع نظرات مثبت و مجموع نظرات منفی در (یک پارامتر نامطلوب برای توصیف وزن‌های منفی استفاده می‌شود) حداکثر شود [12]. حداکثرسازی نظرات تعریف‌شده در دو جنبه زیر با تحقیقات قبلی متفاوت است: 1) نظر هر فرد به طور پویا در طول زمان تغییر می‌کند؛ بنابراین، انتخاب گره‌های دانه به دلیل تغییر پویا نظرات برای افراد چالش‌برانگیزتر می‌شود. 2) نظر هر فرد گسسته است و در سه نوع (مثبت، خنثی و منفی) نمایش داده می‌شود. به دلیل وجود نظرات منفی، تابع هدف ممکن است ویژگی‌های یکنواخت و زیر ماژول را برآورده نکند که منجر به مسئله حداکثرسازی نظرات چالش‌برانگیزتر می‌شود [12].

در پژوهش [12] برای حل مسئله مدنظر از دو مدل همکاری تطبیقی تطبیق شده با Q-learning و مدل فرایند انتخاب گره دانه به‌صورت پویا استفاده کرده است.

برخی از مدل‌های تشکیل نظر قبلاً برای شناسایی تصمیمات افراد بر اساس تصمیمات همسایگانشان پیشنهادشده‌اند. این مدل‌ها عمدتاً از قوانین محاسباتی طراحی‌شده خاص برای محاسبه نظر یک گره برای مرحله زمانی بعدی باتوجه‌به نظر خود و همسایگانش در مرحله زمانی فعلی استفاده می‌کنند، اما آن‌ها درگرفتن سناریوهایی که یک گره ممکن است به‌صورت پویا نظر خود را

تغییر دهد، ناکام هستند [12]. در این مدل با استفاده از یادگیری تقویتی (RL) که یک رویکرد یادگیری ماشین است هر گره را قادر می‌سازد تا با آزمون‌وخطا مطابق با اقدامات و تجربه‌اش یاد بگیرد و درنتیجه به پاداش بهینه (مفید) دست یابد (رابطه 3-5) [12].

$$Q(s,a) = (1-\beta_t)Q(s,a) + \beta_t\,[R(s,a) + \gamma\, max_{a`}\,(Q(s`.a`))] \quad (3)$$

$$Q(x_i^{t+1}) = Q(x_i^t) + \beta_t\,[R(x_i^t) - Q(x_i^t)\,] \quad (4)$$

$$R(x_i^t) = \sum_{j\in N_i^{in}} w_{ji} * r(x_j^t) \quad (5)$$

همچنین در این پژوهش از طرح کاوش بولتزمن که در آن احتمال انتخاب یک نظر متناسب با یک تابع‌نمایی از میانگین تجربی پاداش آن نظر به نظرات نامزدها است، استفاده‌شده است (رابطه 6) [12].

$$p(x_i^t) = \frac{exp(\frac{Q(x_i^t)}{T_p})}{\sum_{x_i\in X} exp(\frac{Q(x_i^t)}{T_p})} \quad (6)$$

در مقاله [12]، نویسندگان به دنبال تولید نظرات منطقی با ابعاد گسترده بوده‌اند. رویکرد اصلی آن‌ها بر پایه‌یک الگوریتم اکتشافی چندمرحله‌ای استوار است که به شرح زیر است:

به طور مشخص تعداد مراحل Ns و باتوجه‌به خروجی مرحله قبلی به‌صورت تطبیقی گره‌های دانه mq را در مرحله q انتخاب می‌شوند (رابطه 7-8) [12].

$$\begin{aligned} &Maximize \quad F(S^{(q)} \cup C^{(q-1)}) \\ &= \sum_{v_i\in V^+} x_i^{(q)} + \lambda \\ &* \sum_{v_j\in V^-} x_j^{(q)} \\ &s.t. \quad |S^{(q)}| = m^{(q)} \\ &\sum_{q=1}^{N_s} m^{(q)} = m \end{aligned} \quad (7)$$

$$C^{(q-1)} = S^{(1)} \cup S^{(2)} \dots \cup S^{(q-1)} \quad (8)$$

یکی دیگر از این پژوهش‌ها، مقاله [11] در سال 2023 است که به بررسی و روشنگری جنبه‌های مختلف پویایی نظرات در شبکه‌های اجتماعی می‌پردازد که به شرح زیر است.

شبکه اجتماعی یک گراف جهت‌دار (G=V,E,W) است که {V=v1,v2,…,vN} و{E=e۱,e۲,…,en } و وزن بین ارتباط بین گره‌ها { W=wij,i,j [1,N]} که این وزن با ضریب جا کارد در رابطه (1) است. برای حل مسئله حداکثرسازی نظرات پس از دادن گراف G یک مجموعه دانه (G⊆S)S انتخاب می‌شود. نظر x را در بازه پیوسته [-1,1+] است [11]. برای حل مسئله حداکثرسازی نظرات در ابتدا با استفاده مدل انتخاب گره‌های دانه از گره‌های شبکه مجموعه دانه را تولید می‌شود، سپس از گره‌های دانه برای انتشار نظرات مثبت در مورد هدف استفاده می‌شود و به بزرگ‌ترین نظرات مثبت کلی دست پیدا می‌کند (رابطه 7) [11].

$$\begin{aligned} &F(s) \\ &= argmax \sum_{v_i\in V} X_i \\ &S = \cup\ \{\gamma_i v_i\} \\ &\gamma_i = \begin{cases} 1 & if \quad v_i\ seed\ node \\ 0 & otherwise \end{cases} \\ &\Sigma\ \gamma_i = m \end{aligned} \quad (7)$$

در این پژوهش هدف اصلی حداکثرسازی نظرات مثبت است. پس دو مدل پیشنهاد داده است که عبارت‌اند از مدل فعال‌سازی نظرات پویا و مدل انتخاب گره‌های دلنه که هر دو مدل مبتنی بر یادگیری تقویتی هستند [11].

در این فرایند ابتدا گره‌ها را با مدل انتشار آستانه خطی فعال می‌کند سپس برای پویا درنظرگرفتن نظرات پس از فعال‌سازی نظرات آن‌ها را بر اساس Q-learning به‌روزرسانی می‌کند. رابطه (8-10) این مدل به شرح زیر است [11]:

$$Q(x_i^{t+1}) = Q(x_i^t) + \beta_t\,[R(x_i^t) - Q(x_i^t)\,] \quad (8)$$

$$R(x_i^t) = \sum_{j\in N_i^{in}} w_{ji} * r(x_j^t) \quad (9)$$

در این مدل که بر اساس یادگیری تقویتی پیاده‌سازی شده است از چهار استراتژی استفاده‌شده است [11]:

- بیشترین درجه،
- حریصانه،
- بلاکینگ،
- ترکیب راهبُردها.

$$Q_{t+1}(s_t.a_t) = (1-\alpha)Q_t(s_t.a_t) + \alpha\,[R_{t+1}(s_t.a_t) + \gamma\, max_{a_{t+1}}\,(Q(s_{t+1}.a_{t+1}))] \quad (10)$$

یکی دیگر از کارهای تحقیقاتی پژوهش مقاله [14] در سال 2022 است که برای جلوگیری از شایعات در شبکه‌های اجتماعی است که به شرح زیر است:

در چند وقت اخیر، انتشار سریع اطلاعات نادرست و شایعات باعث وحشت عمومی شده است. به‌ویژه، در طول همه‌گیری کرونا، شدت بحران بیشتر شده است 14؛ بنابراین، در مقاله [14]، مسئله کمینه‌سازی تأثیر بررسی می‌شود و یک چارچوب عملی برای رسیدگی به مسئله انتشار شایعه پیشنهادشده است. به‌عنوان یک مسئله اصلی انتشار اطلاعات در تجزیه‌وتحلیل شبکه‌های اجتماعی، مسئله حداقل‌سازی تأثیر برای اولین‌بار موردمطالعه قرار گرفت و به طور گسترده در بازاریابی ویروسی اعمال شد [14]. به‌طورکلی، هدف حداقل‌سازی تأثیر (IM) استفاده از برخی گره‌های تأثیرگذار در شبکه‌های اجتماعی برای پخش محصول به همسایگان خود (ازجمله خانواده، دوستان و همکاران) و درنهایت دستیابی به حداقل تعداد گره‌های تحت‌تأثیر است [14,5]. مسدودکردن شایعه نیز نوعی از حداکثرکردن تأثیر است. هدف آن انتخاب برخی از گره‌های تأثیرگذار (به‌عنوان‌مثال، گره‌های دانه) برای انتشار نظرات مثبت نسبت به شیء در طول فرایند انتشار شایعه است. این امر از طریق روابط اجتماعی آن‌ها تأثیر مثبتی بر همسایگان آن‌ها ایجاد می‌کند و درنهایت پس از مدتی انتشار شایعات (تعداد فعال‌شده توسط شایعات) را به حداقل می‌رساند. برخلاف مسئله حداکثرسازی تأثیر که برای ترویج انتشار اطلاعات استفاده می‌شود، هدف مسدودسازی شایعه، مهار سریع انتشار اطلاعات شایعات مخرب است [14].

به طور خلاصه، اگرچه برخی از مدل‌های انتشار و الگوریتم‌های انتخاب گره‌های دانه برای حل مسئله انتشار شایعه پیشنهادشده‌اند، هنوز چالش‌هایی به شرح زیر وجود دارد [14]:

1)مدل‌های انتشار فعلی عمدتاً بر فرایند فعال‌سازی تمرکز می‌کنند، مانند مدل‌های IC و LT. برای برآورد روند انتشار شایعات باید یک مدل انتشار مؤثرتر پیشنهاد شود [14].

2) حداکثرکردن تأثیر معمولی (به حداکثر رساندن تأثیر مثبت) محیط رقابت را شامل نمی‌شود. در مقابل، کل فرایند انتشار به‌حداقل‌رساندن تأثیر شایعه همیشه شامل رقابت بین شایعه و گره‌های مثبت است [14].

در مقاله [14]، نویسندگان چارچوبی نوین با عنوان CCSQ ارائه نموده‌اند. این چارچوب از سه مرحله مجزا تشکیل‌شده است:

- تشخیص جامعه
- گره‌های دانه کاندید با اندازه‌گیری هاب
- الگوریتم انتخاب گره دانه با روش Q-learning

چارچوب پیشنهادی مزایای تشخیص جامعه و روش Q-learning را با کارایی بالا، همگرایی سریع و یادگیری تطبیقی ترکیب می‌کند.

پیش از پیش بایستی ساختار شبکه اجتماعی G را به‌صورت ریاضی بیان کرد. شبکه اجتماعی یک گراف جهت‌دار (G=V,E,W) است که {V=v1,v2,…,vN} و {E=e۱,e۲,…,en} و وزن بین ارتباط بین گره‌ها W={wij,i,j [1,N]} است. هدف این مقاله انتخاب گره‌های مثبت به سمت شیء (کاربر) و به‌حداقل‌رساندن تعداد گره‌های تحت‌تأثیر شایعات است [14]. تعریف به‌حداقل‌رساندن تأثیر به شرح زیر است.

برای یک شبکه G، مجموعه گره شایعه $Sr \subseteq V$ و گره دانه مثبت مجموعه ($S \subseteq V$) {S= {s۱, s۲,… ,sm}، مجموعه گره دانه مثبت اولیه S برای انتشار نظرات مثبت نسبت به شیء در طول انتشار شایعه انتخاب می‌شود و درنهایت تعداد گره‌های فعال‌شده توسط شایعات را پس از زمان مشخص به حداقل می‌رساند [14]؛ بنابراین، حداقل‌سازی تأثیر به شرح رابطه (11) است [14].

$$s.t: \quad \begin{matrix} \Gamma(S) \\ |S| \le m \\ S \subseteq V \ S_r \end{matrix} \qquad (11)$$

که در رابطه (11) آن $\Gamma(S)$ تعداد گره‌های فعال‌شده توسط شایعات، Sr مجموعه گره شایعه اولیه و m تعداد گره‌های اولیه است. بر اساس تجزیه‌وتحلیل فوق، می‌توان مشاهده کرد که حداقل‌سازی تأثیر در گره‌های شایعه و گره‌های مثبت (گره‌های دانه) وجود دارد [14]. هنگامی‌که شایعات در شبکه منتشر می‌شود، باید برخی از طرح‌های کارآمد برای سرکوب سریع انتشار شایعات پیشنهاد شود. در غیر این صورت، بیشتر گره‌های شبکه تحت‌تأثیر شایعات قرار می‌گیرند، مانند شایعات مخرب در طول شیوع که باعث وحشت عمومی و ناآرامی اجتماعی می‌شود [14]؛ بنابراین، طراحی یک الگوریتم کارآمد برای انتشار نظرات مثبت و سرکوب شایعات حائز اهمیت است. یک مدل انتشار مؤثر و یک الگوریتم انتخاب گره دانه باید برای رسیدگی به مسئله بهینه‌سازی پیشنهاد شود [14]. در مقاله [14]، از مدل انتشار آستانه خطی رقابتی چندمرحله‌ای (MCLT) استفاده می‌شود. وضعیت فعال‌سازی هر رابط کاربری با یک آستانه[۰,۱] $\theta i \in$، مرتبط است. ساختار جامعه G به‌عنوان C={c۱، c۲، و...، cp} نشان داده می‌شود، جایی که ci نشان‌دهنده گره‌های جامعه i و p اندازه جامعه است. در ابتدا، الگوریتم BGLL را برای به‌دست‌آوردن ساختار جامعه اتخاذ می‌شود [14].

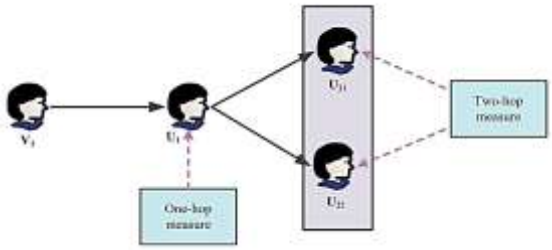
علاوه بر این، اندازه گره‌های کاندید برای هر جامعه به‌صورت زیر محاسبه می‌شود که در آن ENi اندازه گره‌های کاندید در جامعه i است و $\lambda > ۱$ پارامتری برای تعیین تعداد گره‌های کاندید است. مجموعه گره مؤثر به‌صورت زیر نمایش داده می‌شود [14]:EN=EN1, EN2, { ENmc}

که در آن mc تعداد گره‌های مؤثر است. در رابطه (12-13) ENi به‌صورت زیر تعریف می‌شود [14]:

$$EN_i = \lambda k \frac{n_i}{\sum_{i=1}^{p} n_i} \quad (12)$$

$$EN_i = \lceil CN_i \rceil \quad (13)$$

در ابتدا، اندازه‌گیری یک هاپ vi را بر اساس اثربخشی آن در نظر گرفته می‌شود و معیار پرش در شکل (4) توضیح داده شده است [14].



شکل (4). اندازه‌گیری هاپ [14]

در رابطه (14) PIi تأثیر گره بالقوه vi را با گره‌های همسایه تک هاپ نشان دهد [14]:

$$PI_i = \frac{k_i^{out}}{k_i^{in} + k_i^{out}} * \frac{\frac{1}{|O_i^{out}|}\sum_{j \in O_i^{out}} k_j^{out}}{\max\limits_{p \in O_i^{out}} (k_p^{out})} \quad (14)$$

گره‌ها از دو قسمت زیر تشکیل‌شده است [14]:

1) اندازه‌گیری تک هاپ می‌تواند به طور مؤثر پیچیدگی محاسباتی الگوریتم را کاهش دهد و همچنین دقت تخمین را تضمین کند.
2) درجه‌های که از گره خارج می‌شوند را به‌عنوان یک شاخص مهم تأثیر گره در نظر گرفته می‌شود.

در مقاله [14]، نویسندگان الگوریتمی برای انتخاب گره‌های دانه پیشنهاد نموده‌اند که بر مبنای یادگیری Q-learning عمل می‌کند. هدف این الگوریتم، شناسایی و انتخاب خودکار گره‌های کلیدی از میان مجموعه گره‌های دانه‌ی بالقوه است. برای رسیدن به این هدف، از رابطه 15 استفاده‌شده است.

$$Q_{t+1}(s_t.a_t) = (1-\alpha)Q_t(s_t.a_t) + \alpha\,[R_{t+1}(s_t.a_t) + \gamma \max_{a_{t+1}}(Q(s_{t+1}.a_{t+1}))] \quad (15)$$

که در آن st , at(1+Rt) پاداش موردانتظار انتخاب عمل a است [14].

از دیگر پژوهش‌های این حوزه می‌توان به مقاله [15] در سال 2021 که روی به انتشار نظرات مثبت کار می‌کنند. این پژوهش به شرح زیر است:

حداکثرسازی نظرات نوعی روش بهینه‌سازی است که از زیرمجموعه‌ای از گره‌های تأثیرگذار در شبکه‌های اجتماعی برای انتشار نظرات کاربران نسبت به محصول هدف استفاده می‌کند و درنهایت بیشترین انتشار نظرات را به دست می‌آورد [15]. مدل‌های انتشار فعلی در حداکثرسازی نظرات عمدتاً بر گره‌های فعال‌شده و فرایند شکل‌گیری نظر ایستا تمرکز دارند [15]. بااین‌حال، آن‌ها از ترکیب بین گره‌های فعال و فرایند شکل‌گیری نظر پویا غفلت می‌کنند. علاوه بر این، مطالعات قبلی بیشتر به روابط مثبت بین کاربران توجه دارند. در سناریوی واقعی، روابط منفی‌بین کاربران ممکن است به شهرت محصول آسیب برساند [15]؛ بنابراین، در مقاله [15]، به دنبال حداکثرسازی نظرات مثبت در شبکه‌های اجتماعی امضاشده هستند. برای این منظور، چارچوبی نوین به نام AOMF (چارچوب حداکثرسازی نظرات فعال) ارائه‌شده است. این چارچوب از سه مرحله اصلی تشکیل‌شده است که به ترتیب عبارت‌اند از:

1) انتخاب گره‌های دانه کاندید،
2) فرایند تشکیل نظر فعال،
3) تعیین گره‌های دانه.

در ابتدا ساختار شبکه اجتماعی G را به‌صورت ریاضی بیان کرد. شبکه اجتماعی یک گراف جهت‌دار G=(V,E,W) است که V= {v1,v2,…,vN} و E= {e۱,e۲,…,en} و وزن بین ارتباط بین گره‌ها W= {wij,i,j [1,N]} است [15].

به‌طورکلی، حداکثرسازی تأثیر به‌عنوان یک مسئله در مورد چگونگی انتخاب (۱ ≤ k ≤ N) k گره دانه از G و درنهایت به حداکثر رساندن تعداد گره‌های تحت‌تأثیر فرموله شده است. بااین‌حال، هدف حداکثرسازی نظرات به حداکثر رساندن انتشار نظر گره‌های تحت‌تأثیر به‌جای تعداد گره‌های تحت‌تأثیر است. تعریف مجموعه دانه عبارت است از گره‌های دانه، k گره‌های اولیه در مجموعه V هستند که برای فعال‌کردن یا تأثیرگذاری بر سایر گره‌ها استفاده می‌شوند [15]. گره‌های فعال را می‌توان گفت گره‌های فعال این شانس رادارند که گره‌های همسایه خود را از وضعیت غیرفعال به وضعیت فعال، فعال کنند. هر گره دارای یک نظر است که برای هر گره V(i ، نظر گره i به‌عنوان oi تعریف می‌شود که به سه دسته طبقه‌بندی می‌شود: 1) نظر مثبت، 2) نظر خنثی و 3) نظر منفی. نظرات بین [1، 1-] متفاوت است که در آن محدوده نظر مثبت (0، 1]، محدوده نظر خنثی 0 و محدوده نظر منفی [0،1-) است [15].

همچنین باید انتشار نظرات بالقوه را تعریف کرد که می‌توان گفت که برای مجموعه دانه S، انتشار نظرات بالقوه به‌عنوان تفاوت بین نظرات مثبت و نظرات منفی تعریف می‌شود (رابطه 16) [15].

$$\Gamma(S) = \sum_{v_i \in C^+} o_i + \sum_{v_j \in C^-} o_j \quad (16)$$

حال بایستی مسئله اصلی حداکثرسازی نظرات را تعریف کرد.

باتوجه‌به مجموعه دانه S (S(V)، مجموعه دانه S را با نظرات خاص انتخاب می‌شود، نظر را نسبت به محصول به همسایگانشان با مدل تشکیل نظر و عقیده منتشر می‌شود و درنهایت امکان انتشار نظرات بالقوه را به حداکثر رسانده می‌شود. فرمول ریاضی آن به‌صورت رابطه (17) است [15]:

$$Maximize \quad \Gamma(S) = \sum_{v_i \in C^+} o_i + \sum_{v_j \in C^-} o_j$$

$$s.t: \quad S = \bigcup_{i=1}^{N} \{\gamma_i v_i\}$$

$$\gamma_i = \begin{cases} 1. & if\ v_i\ is\ seed\ node. \\ 0. & otherwise \end{cases} \qquad (17)$$

$$\sum_{1 \le i \le N} \gamma_i \le k$$

$$o_i \in [-1.1]. \forall i \in r$$

در اینجا، Γ(S) نظرات بالقوه نامیده می‌شود که تابع هدف برای به حداکثر رساندن گره‌های مثبت و به‌حداقل‌رساندن منفی است.

گره‌ها بعد از زمان مشخص مقدار نظر یک مقدار پیوسته بین -1 و +1 است. در مقاله [15]، نویسندگان بر روی مسئله‌ی ارتقای محصول با تمرکز بر انتخاب افراد تأثیرگذار در شبکه‌های اجتماعی تمرکز کرده‌اند. هدف اصلی این مطالعه، یافتن روشی برای انتخاب بهینه‌ی این افراد به‌منظور حداکثرکردن نظرات مثبت درباره‌ی محصول است. به‌عبارت‌دیگر، نویسندگان به دنبال شناسایی افرادی هستند که می‌توانند بیشترین تأثیر را بر روی سایر کاربران شبکه اجتماعی گذاشته و آن‌ها را به بیان نظرات مثبت در مورد محصول ترغیب کنند.

در مقاله [15]، پس از فعال‌سازی گره‌های فعال که با استفاده از آستانه خطی چندمرحله‌ای (MLT) که یک مدل انتشار چندمرحله‌ای است، باید فرایند نظر پویا هر گره را مدل‌سازی کرد. برای مدل‌سازی تکامل نظرات کاربران، از مدل شناخته‌شده‌ی DeGroot استفاده‌شده است. در این مدل، هر کاربر دارای دو نوع نظر است: یک نظر درونی ثابت که نشان‌دهنده‌ی باور اولیه‌ی کاربر است و یک نظر بیرونی که در طول زمان‌بر اساس تعاملات با سایر کاربران تغییر می‌کند. نظر بیرونی هر کاربر تحت‌تأثیر نظرات درونی و بیرونی همسایگان خود و باتوجه‌به وزن ارتباطات بین آن‌ها به‌روزرسانی می‌شود. این فرایند به‌صورت ریاضی در رابطه (18) مدل‌سازی شده است.

$$O_i^{(t+1)} = \frac{S_i + \sum_{j \in N_i^{in}} I_{ji} W_{ji} O_j^t}{1 + \sum_{j \in N_i^{in}} I_{ji} W_{ji} O_j^t} \qquad (18)$$

$$I_{ji} = \begin{cases} +1. & if\ node\ j\ is\ positive\ to\ node\ i. \\ -1. & if\ node\ j\ is\ negative\ to\ node\ i \end{cases}$$

به‌طورکلی این مقاله [15] از سه مرحله تشکیل‌شده است:

1) انتخاب گره‌های دانه کاندید،
2) فرایند تشکیل نظر فعال،
3) تعیین گره‌های دانه.

در ابتدا از یک قانون اکتشافی مؤثر برای انتخاب گره‌های دانه کاندید استفاده می‌شود. سپس با استفاده از فرایند تشکیل نظر فعال، گره‌های دانه هر مرحله را تعیین می‌شود. درنهایت، k گره دانه را بر اساس گره‌های دانه کاندید و فرایند تشکیل نظر فعال به دست می‌آورده می‌شود [15].

الگوریتم حریصانه هر گره دانه را با عبور از تمام گره‌های باقی‌مانده انتخاب می‌کند و الگوریتم حریصانه زمانی تکمیل می‌شود که k گره دانه مشخص شود یا گره‌های فعال دیگری وجود نداشته باشد. به طور خاص، هنگامی‌که یک گره به مجموعه گره دانه S اضافه می‌شود، نظرات بالقوه افزایش‌یافته در مقاله [15]، به شرح رابطه (19) تعریف می‌شود.

$$\varepsilon(S) = \Gamma(S \cup \{v\}) - \Gamma(S) \qquad (19)$$

در مقاله [15]، تأثیر بالقوه پیشنهادی از سه بخش زیر تشکیل‌شده است:

- نظر گره v
- همسایه‌های درجه گره v
- علامت و وزن یال که گره v به همسایه درجه ورودی u اشاره می‌کند

بنابراین، تأثیر بالقوه گره v که با pv نشان داده می‌شود، به‌صورت رابطه (20) محاسبه می‌شود [15]:

$$p_v = o_v + \sum_{u \in N_v^{in}} (o_v + o_v I_{vu} W_{vu}) \qquad (20)$$

پس از انتخاب گره‌های دانه کاندید، گره‌های دانه را از این گره‌های دانه کاندید تعیین می‌شود؛ بنابراین، یک طرح تخمین مؤثر باید برای ارزیابی نظر و انتشار نظر بالقوه هر گره دانه کاندید طراحی شود. متفاوت از روش‌های انتشار نظرات قبلی که در آن عمدتاً بر روی گره‌های فعال‌شده و فرایند شکل‌گیری نظر ایستا در شبکه‌های اجتماعی بدون علامت تمرکز می‌کنند، در مقاله [15]، نویسندگان برای مدل‌سازی فرایند شکل‌گیری نظرات فعال در شبکه‌های اجتماعی امضاشده، رویکردی نوآورانه ارائه کرده‌اند. در مقایسه با مدل‌های سنتی که تنها بر یکی از این دو فرایند تمرکز دارند، این رویکرد جامع‌تر بوده و به درک بهتر دینامیک شکل‌گیری نظرات در شبکه‌های اجتماعی کمک می‌کند.

یکی از این پژوهش‌ها، پژوهش انجام‌شده مقاله [16] در سال 2022 است که به مفهوم و اهمیت محیط رقابتی در این شبکه‌ها پرداخته است که به شرح زیر است.

در شبکه‌های اجتماعی برخط، بستری برای انتشار اطلاعات و تأثیرگذاری بر نظرات مردم فراهم می‌گردد. تحقیقات کنونی، حداکثرسازی نظرات رقابتی (COM) در شبکه‌های اجتماعی امضاشده را به مطالعه قرار نمی‌دهد. در مقاله [16]، نویسندگان به دنبال حداکثرسازی نظرات رقابتی در شبکه‌های اجتماعی امضاشده هستند. برای این منظور، یک چارچوب نوین به نام RLOM (یادگیری تقویتی برای حداکثر رساندن نظرات) پیشنهادشده است. این چارچوب، روشی دومرحله‌ای برای حل مسئله‌ی حداکثرسازی نظرات رقابتی ارائه می‌دهد: اول، مدل‌سازی پویایی نظرات کاربران و دوم، انتخاب بهینه‌ی گره‌های دانه با استفاده از یادگیری تقویتی. هدف اصلی این تحقیق، یافتن راهبُردهایی برای شناسایی مؤثرترین کاربران و انتشار نظرات به‌گونه‌ای است که بتوان بیشترین تأثیر را بر شکل‌گیری نظرات سایر کاربران گذاشت. در مقایسه با روش‌های سنتی، چارچوب RLOM با ترکیب مدل‌سازی پویایی شبکه‌های اجتماعی و یادگیری تقویتی، رویکردی جامع‌تر و انعطاف‌پذیرتر برای حل این مسئله ارائه می‌دهد.

در مقاله [16]، نظریه ثابت می‌شود که مسئله حداکثرسازی نظرات رقابتی NP-hard است. برای مدل‌سازی فرایند انتشار عقاید، مدل نظر پویا فعال بر اساس رویکرد Q-learning بی‌حالت پیشنهاد می‌شود. همچنین، یک طرح انتخاب گره‌های دانه مبتنی بر یادگیری تقویتی ارائه می‌شود که در یک استراتژی حریف ناشناخته استفاده می‌شود.

در ابتدا ساختار شبکه اجتماعی G را به‌صورت ریاضی بیان کرد. شبکه اجتماعی یک گراف جهت‌دار G =(V,E,W) است که V= {v1,v2,…,vN} و E= {e1,e2,…,en} و وزن بین ارتباط بین گره‌ها W= {wij,i,j [1,N]} است. هدف مسئله حداکثرسازی تأثیر به حداکثر رساندن تعداد گره‌های تحت‌تأثیر است [16]. ازسوی‌دیگر، در مقاله [16]، مسئله حداکثرسازی نظرات رقابتی باهدف به حداکثر رساندن نظرات مؤثر گره‌های فعال در برابر مخالفان است و باتوجه‌به رابطه (21) تعریف‌شده است [16]. باتوجه‌به یک گراف G =(V,E,W)، یک مجموعه دانه S (S ⊂ V) و مجموعه نظر x ∈ [−۱, +۱]، زیرمجموعه‌ای از گره‌های اولیه را با نظرات خاص انتخاب می‌شود و نظرات را در مورد محصول به همسایگان خود با مدل نظر پویا فعال در هنگام مواجهه با افراد بازنده منتشر می‌کنند. در مقاله [16]، هدف این است که نظرات مؤثر خود را در مورد گره‌های فعال پس از مرحله زمانی خاص به حداکثر برساند.

$$\begin{aligned} max\, F(S) &= \sum_{v_i \in V_a^+} x_i + \sum_{v_j \in V_a^-} x_j \\ s.t: \quad & |S| \le m \\ & x_i \in [-1.+1] \end{aligned} \qquad (21)$$

در رابطه (21)، F (S) نظرات مؤثر گره‌های فعال‌شده را پس از مرحله زمانی خاص نشان می‌دهد، xi نظر گره i و m تعداد گره‌های دانه است. در راستای رفع مسئله حداکثرسازی نظرات، در مرحله بعدازاین که مدل انتشار و طرح گره‌های دانه تعیین شد، به فعالیت‌های لازم برای پیاده‌سازی آن‌ها پرداخته می‌شود[16].

در مقاله [16]، یک چارچوب نوین به نام RLOM (یادگیری تقویتی برای حداکثرسازی نظرات) معرفی‌شده است. این چارچوب باهدف مدل‌سازی دقیق‌تر فرایند شکل‌گیری و انتشار نظرات در شبکه‌های اجتماعی طراحی‌شده است. RLOM شامل یک مدل نظر پویا فعال و یک فرایند انتخاب گره‌های دانه مبتنی بر Q-learning است. در مرحله اول، مدل نظر پویا فعال‌شده را بر اساس رویکرد Q-learning بدون حالت برای به‌دست‌آوردن نظرات گره پیشنهاد می‌شود. در مرحله دوم، طرح Q-learning را برای تولید گره‌های اولیه پیشنهاد می‌شود که می‌توانند در یک استراتژی مخالف ناشناخته استفاده شوند. این چارچوب در مقایسه با روش‌های سنتی، با درنظرگرفتن پیچیدگی‌های دنیای واقعی و پویایی شبکه‌های اجتماعی، رویکردی جامع‌تر و دقیق‌تر را ارائه می‌دهد.

در مقاله [16]، نویسندگان به محدودیت‌های مدل‌های انتشار سنتی نظیر IC و LT اشاره کرده‌اند. این مدل‌ها تنها بر روی فرایند فعال‌سازی کاربران تمرکز دارند و تغییرات پویای نظرات کاربران را در نظر نمی‌گیرند. ازسوی‌دیگر، مدل‌های شکل‌گیری نظر نیز صرفاً به بررسی تغییرات نظرات می‌پردازند و از اهمیت فعال‌سازی اولیه‌ی کاربران غافل می‌شوند.

برای رفع این محدودیت‌ها، در این پژوهش، مدلی جامع‌تر به نام «مدل نظر پویا فعال» پیشنهادشده است. در این مدل، هر کاربر دارای یک احتمال فعال‌سازی است که بر اساس ویژگی‌های شخصی، میزان تعامل با سایر کاربران و همچنین موضوع مورد بحث تعیین می‌شود. پس از فعال‌شدن، نظر کاربر بر اساس تعاملات با همسایگانش، تأثیر رهبران نظر و همچنین عوامل خارجی مانند اخبار و رویدادهای جاری تغییر می‌کند. این تغییرات با استفاده از یک مدل پویایی مبتنی بر سیستم‌های دینامیکی مدل‌سازی می‌شود.

مدل نظر پویا فعال، درک دقیق‌تری از فرایند شکل‌گیری و انتشار نظرات در شبکه‌های اجتماعی ارائه می‌دهد و می‌تواند در طراحی استراتژی‌های مؤثر برای مدیریت و هدایت افکار عمومی به کار رود. بااین‌حال، پیاده‌سازی و ارزیابی این مدل نیازمند

داده‌های دقیق و حجم بالای محاسبات است. مدل نظر پویا فعال شامل گره‌های فعال و پروسه نظر پویا را پیشنهاد می‌شود. جزئیات دقیق به شرح زیر است:

1) گره‌های فعال: آبشار مستقل رقابتی (CIC) یک مدل انتشار رقابتی است. در این مدل، یک گره رابط فعال در زمان t ممکن است سعی کند هر یک از همسایگان غیرفعال خود (uj) را با احتمال فعال‌سازی (pij) فعال کند. هر یک از این گره‌ها فقط یک فرصت برای فعال‌سازی همسایگان خوددارند. اگر با موفقیت این همسایگان فعال شوند، از زمان t+۱، خود آن‌ها نیز فعال می‌شوند و سعی می‌کنند همسایگان غیرفعال خود را فعال کنند. این فرایند انتشار تا زمانی ادامه می‌یابد که هیچ گره‌ای در زمان T فعال نشود [16]. درصورتی‌که یک گره غیرفعال ممکن است توسط بیش از یک همسایه به طور هم‌زمان فعال شود، کاربر uj توسط گره‌ای که بیشترین احتمال فعال‌سازی را دارد فعال می‌شود [16].

2) نظر پویا: تاکنون، برخی از مدل‌های شکل‌گیری نظر یا عقیده به‌منظور تحلیل و بررسی فرایند تصمیم‌گیری افراد بر اساس تصمیمات همسایگان و به‌روزرسانی نظرات گره‌های شبکه مورد بررسی قرار گرفته‌اند [16]. مدل‌های شکل‌گیری نظرات فعلی اصطلاحاً شامل مدل‌های پیوسته (مدل اطمینان محدود و مدل هگزلمن - کراز) و مدل‌های گسسته (مدل رأی‌دهندگان و مدل اکسل رود) است. بااین‌حال، مردم معمولاً تصمیمات خود را به شکل پیچیده‌تری نسبت به این مدل‌های ساده‌تر اتخاذ می‌کنند [16]. یادگیری تقویتی نوعی فن یادگیری ماشین است که عامل را قادر می‌سازد تا در یک محیط تعاملی با آزمون‌وخطا، از طریق بازخورد و تجربیات خود، یاد بگیرد. به طور خاص، فرایند یادگیری تقویتی بسیار نزدیک به روش‌های یادگیری و تفکر افراد است، بنابراین، نظریه یادگیری تقویتی را می‌توان در مدل شکل‌دهی نظر مورداستفاده قرارداد [16]. در میان الگوریتم‌های یادگیری تقویتی موجود، Q-learning پرکاربردترین الگوریتم است. در مقاله [16]، بر اساس نظریه Q-learning ، یک مدل نظر پویا فعال برای به‌روزرسانی پویا نظرات در طول زمان ارائه می‌شود. ابتدا تابع Q-learning به‌صورت رابطه (22) توصیف می‌شود:

$$Q(s,a) = (1-\beta_t)Q(s,a) + \beta_t\,[R(s,a) + \gamma \max_{a`}\left(Q(s`.a`)\right)] \quad (22)$$

در اینجا، ۰ ≤ βt، 1 نشان‌دهنده نرخ یادگیری یک گره در زمان t و ۰ ≤ γ، 1 یک ضریب تخفیف است. R (s، a) و Q(s، a) به ترتیب پاداش فوری و پاداش موردانتظار هستند. پاداش انتخاب عمل a در حالت s در مرحله زمانی t، به ترتیب، R(s، a) و Q(s، a) پاداش تخفیف موردانتظار انتخاب عمل a در حالت s در مرحله زمانی t + ۱ است. مقادیر Q برای هر حالت - جفت اقدام در یک جدول برای فضای گسسته حالت - عمل ذخیره می‌شوند. حوزه Q-learning بدون حالت، تعاملات مکرر بین گره‌ها است [16]. این گره‌ها به طور مستقل اقدامی را انتخاب و انجام می‌دهند و هرکدام یک پاداش دریافت می‌کنند. سپس گره‌ها خط‌مشی خود را بر اساس این پاداش به‌روز می‌کنند و تکرار بعدی شروع می‌شود. درنتیجه، محیط این نوع تعامل ثابت است، یعنی هیچ انتقال حالتی رخ نمی‌دهد [16]. در فرایند تشکیل نظر، هر گره در طول زمان عمل خود را انجام می‌دهد و موقعیت هر گره بدون تغییر باقی می‌ملند؛ بنابراین، شکل‌گیری نظر را می‌توان به‌عنوان یک فرایند Q-learning بدون حالت در نظر گرفت و مدل شکل‌گیری نظر به‌صورت رابطه (23) تعریف می‌شود [16]:

$$Q(x_i^{t+1}) = Q(x_i^t) + \beta_t\,[R(x_i^t) - Q(x_i^t)\,] \quad (23)$$

در مقاله [16]، مجموعه گروه را به‌صورت ϕ = { ϕ1، ϕ2، و...، ϕr} و مجموعه گره را به‌صورت V= {v1,v2,…,vN} تعریف می‌شود. به‌منظور ساده‌تر کردن فرایند محاسبات، دو بخش اصلی را تفکیک می‌شود، یعنی گره‌هایی که توسط بازیکن فعال‌شده‌اند و گره‌هایی که توسط سایر حریفان فعال‌شده‌اند. به طور خلاصه، روش پیشنهادی با متفاوت‌بودن استراتژی‌های اقدام و حالت فعلی، می‌تواند پیچیدگی محاسبات را به طور چشمگیری کاهش دهد و از طریق بازسازی استراتژی‌های اقدام و حالت، مقیاس‌پذیری خوبی را به دست آورد.

در یک سناریوی واقعی، معمولاً یک استراتژی خالص وجود دارد، به این معنی که هر بازیکن تنها یک استراتژی را انتخاب می‌کند. دستیابی به استراتژی بهینه برای یک استراتژی خالص نسبتاً آسان است [16]. بااین‌حال، ازآنجایی‌که با یک استراتژی خالص، تضمینی برای وجود تعادل وجود ندارد، بنابراین از استراتژی‌های ترکیبی استفاده می‌شود که در آن بازیکنان از یک توزیع احتمال برای انتخاب استراتژی‌های ممکن استفاده می‌کنند (از توزیع اقدامات در هر حالت نمونه‌برداری می‌شود). نش برای بازی‌هایی که دارای مجموعه‌ای محدود از اقدامات هستند (مانند راهبُردها) ثابت کرده است که حداقل یک تعادل نش با استراتژی ترکیبی وجود دارد. در این حالت، استراتژی مختلط (ترکیبی از استراتژی‌های مختلف) به‌صورت رابطه (24) محاسبه می‌شود[16]:

$$\begin{aligned} &Q_{t+1}(s_t.a_t.\Lambda_t) \\ &= (1-\alpha)Q_t(s_t.a_t.\Lambda_t) \\ &+ \alpha[R_{t+1}(s_t.a_t.\Lambda_t) \\ &+ \gamma \max_{a_{t+1}}(Q(s_{t+1}.a_{t+1}.\Lambda_{t+1}))] \end{aligned} \quad (24)$$

که در رابطه (24) آن a استراتژی خود و Λ استراتژی حریف آن است [16].

از دیگر کارهای تحقیقاتی مقاله [17] در سال 2020 که به

بررسی جوامع به مسئله حداکثرسازی نظرات می‌پردازد. شرح کلی مدل پیشنهادی و مقایسه با دیگر با مقالات به شرح زیر است:

هدف مسئله حداکثرسازی نظرات (OMP) انتخاب زیرمجموعه‌ای از گره‌های اولیه تأثیرگذار و درنهایت ایجاد حداکثر انتشار نظر است. روش‌های حداکثرسازی فعلی به بهبود الگوریتم‌های کارآمد توجه دارند که به‌سختی کارایی بالا و دقت پایدار را در شبکه‌های اجتماعی در مقیاس بزرگ به دست می‌آورند [17]. در مقاله [17]، نویسندگان باهدف حداکثرسازی تأثیرگذاری نظرات در شبکه‌های اجتماعی، رویکردی جامعه‌محور را پیشنهاد نموده‌اند. این مطالعه با ارائه یک مدل ریاضی برای تخمین پویایی تغییرات ارزش نظرات، گام نخست را در جهت تحقق این هدف برداشته است. به‌منظور شناسایی افراد تأثیرگذار، نویسندگان روشی مبتنی بر تقسیم‌بندی شبکه به جوامع مختلف را ارائه داده‌اند. با این رویکرد، می‌توان بادقت بیشتری، افراد کلیدی هر جامعه را شناسایی کرده و سپس با استفاده از معیارهایی همچون میزان مرکزیت و ارتباط با سایر جوامع، تأثیرگذارترین افراد را انتخاب نمود.

در مقاله [17]، برای کاهش پیچیدگی محاسبات، نویسندگان مفهوم جوامع قابل‌توجه را معرفی کرده‌اند. این جوامع، باتوجه‌به ویژگی‌های خاص خود، برای تحلیل بیشتر انتخاب می‌شوند. سپس با استفاده از اندازه‌گیری‌هایی مانند میزان مرکزیت و تعداد ارتباطات، گره‌های کاندید برای نقش‌آفرینی به‌عنوان افراد تأثیرگذار شناسایی می‌گردند. درنهایت، با بهره‌گیری از روش اندازه‌گیری دو پرش و حذف تأثیر همپوشانی، افراد تأثیرگذار نهایی از میان‌گره‌های کاندید انتخاب می‌شوند. این روش به نویسندگان امکان می‌دهد تا بادقت بیشتری، افرادی را شناسایی کنند که بیشترین پتانسیل را برای انتشار نظرات در شبکه‌دارند. در مقاله [17]، حداکثرسازی نظرات عمدتاً شامل دو جزء اساسی است: (1) انتخاب گره‌های دانه و (ب) مدل‌های انتشار.

در مقاله [17]، یک رویکرد جدید مبتنی بر جامعه برای حل مسئله حداکثرسازی نظرات ارائه می‌شود که از سه فرایند تشکیل‌شده است [17]: (۱) تشخیص جامعه، (۲) انتخاب گره‌های کاندید و (۳) تولید گره‌های دانه. در اینجا به سه موضوع زیر در CAOM پرداخته می‌شود: (۱) نحوه انتخاب یک الگوریتم مؤثر برای تشخیص جامعه که تأثیر زیادی بر انتخاب گره‌های دانه دارد. (۲) چگونگی کاهش مؤثر تعداد گره‌های دانه کاندید که یک مسئله اصلی است. (۳) چگونگی تضمین گسترش تأثیر و همچنین کاهش پیچیدگی زمانی که یک مسئله اصلی است.

شبکه اجتماعی را می‌توان به‌عنوان یک گراف بدون جهت $G = (V, E)$ نشان داد که در آن $V = \{v_1, v_2, \cdots, v_N\}$ و $E = \{e_1, e_2, \cdots, e_M\}$ مجموعه افراد (گره‌ها) و مجموعه پیوندها (یال‌ها) به ترتیب نشان می‌دهد. براین‌اساس، نظر گره پیوسته رابین [0، 1] تعریف می‌شود که در آن 1 نظر بهینه (مثبت) و 0 بدترین نظر (منفی) است [17]. برای یک شبکه و مجموعه $S = \{s_1, s_2, \cdots, s_k\}$ $(S \subset V)$ است)، مجموعه‌ای از گره‌های دانه (که با نماد (S) نشان داده می‌شود) را با نظرات موردنظر نسبت به محصول انتخاب می‌شود و نظرات موردنظر را به سمت محصول پخش می‌کند [17]. با استفاده از این گره‌های دانه، به همسایگان خود محصول نظرات خود را می‌دهند و درنهایت میانگین نظرات (N) گره را به حداکثر می‌رسانند [17]. در اینجا، نظر موردنظر بهینه است (یعنی مقدار نظر ۱ است) و (k) یک عدد صحیح مثبت است که نشان‌دهنده تعداد گره‌های دانه است که باید تولید شوند (این یک ورودی است). به طور خاص، (S) از (k) گره دانه تشکیل‌شده است و نظرات گره‌های دانه بدون تغییر باقی می‌مانند [17]؛ بنابراین، این مسئله را می‌توان به‌صورت رابطه (25) فرموله کرد:

$$
\begin{aligned}
&Maximize: \ {\Gamma(S)}/{N} \\
&s.t: S = \bigcup_{i \in Z^*} a_i v_i \\
&a_i = \{0.1\}. \forall i \in Z^* \\
&\sum_{i \in Z^*} a_i \leq k \\
&x_i \in [0.1]. \forall i \in Z^* \\
&0 \leq {\Gamma(S)}/{N} \leq 1
\end{aligned}
\qquad (25)
$$

در اینجا، $\Gamma(S)/N$ نشان‌دهنده میانگین نظرات گره‌های شبکه است. $\Gamma(S)$ نظرات کلی N گره را باتوجه‌به مجموعه گره دانه اولیه S نشان می‌دهد؛ بنابراین، $\Gamma(V)$ و $\Gamma(S)$ با مجموعه گره‌های دانه متفاوت هدف یکسانی دارند. به‌عبارت‌دیگر، مجموعه گره دانه $\Gamma(V)$ و $\Gamma(S)$ به ترتیب V (یعنی مجموعه N گره) و S (یعنی مجموعه k گره دانه) هستند. $Z^* = \{1, 2, \cdots, N\}$ و xi نظر vi است [17].

در حداکثرسازی تأثیر معمولی، مدل انتشار مانند مدل IC یا LT برای فعال‌کردن همسایگان غیرفعال با فعال‌کردن گره‌های غیرفعال برای فعال‌شدن با احتمال خاص استفاده می‌شود. در این مدل، تمام گره‌های فعال همیشه فعال باقی می‌مانند و نمی‌توانند به وضعیت غیرفعال برگردند [17]. به طور متفاوت، مدل شکل‌گیری نظرات برای توصیف تغییر پویا نظرات هر فرد استفاده می‌شود. به‌عبارت‌دیگر، این مدل فرایند چگونگی شکل‌گیری نظرات افراد را به‌جای اینکه چگونه محصولات یا اقداماتی را اتخاذ می‌کنند، توصیف می‌کند. علاوه بر این، شکل‌گیری نظر را نمی‌توان به طور دقیق باحالت‌های گسسته مدل‌سازی کرد، اما

می‌توان آن‌ها را فرایندی پیوسته در نظر گرفت [17]. همچنین، مدل‌های شکل‌گیری نظرات قبلی در درجه اول از تأثیر اجتماعی یکسان استفاده می‌کنند. بااین‌حال، در سناریوی دنیای واقعی، سلایق، علاقه و اولویت‌های مختلفی در بین افراد وجود دارد؛ بنابراین، این مقاله تأثیر گره را با استفاده از درجه، betweenness و closeness پیشنهاد می‌کند تا اولویت‌های متنوع گره‌ها را بهتر نشان دهد، و تأثیر vi به‌صورت رابطه (26) محاسبه می‌شود[17]:

$$SI_i = w_1 * Sd(D_i) + w_2 * Sd(B_i) + w_3 * Sd(C_i). \quad (26)$$

در اینجا w1، w2 و w3 پارامترهای وزن را نشان می‌دهند و w1 + w2 + w3 = 1 ; Sd نشان‌دهنده رویکرد عادی‌سازی 0-1، Di نشان‌دهنده درجه vi، Bi بتوینس vi و Ci کلوزنس vi است [17].

ازآنجایی‌که مسئله حداکثرسازی نظرات را می‌توان به‌عنوان یک مسئله NP-hard توصیف کرد، در مقاله [17]، نویسندگان رویکردی نوآورانه به نام CAOM برای بهینه‌سازی انتشار نظرات (OMP) ارائه داده‌اند. این روش با تقسیم شبکه اجتماعی به جوامع کوچک‌تر و تحلیل ساختار داخلی و خارجی هر جامعه، به شناسایی دقیق‌تر افراد تأثیرگذار کمک می‌کند. CAOM به‌طورکلی شامل سه مرحله‌ی اصلی است:

- تشخیص جامعه
- انتخاب گره‌های کاندید
- تولید گره‌های دانه

در شکل (5) که الگوریتم 1، روش پیشنهادی بیان‌شده است. در مرحله اول، ابتدا ساختار جامعه C = { c1 , cp , ۰ ,c2} توسط الگوریتم Louvain در خط 1 تعیین می‌شود. در مرحله دوم، جامعه قابل‌توجه Cs = {cs1, cst, ۰ ۰ ۰ ,cs2} توسط شکل (3) الگوریتم 2 در خط 2 انتخاب می‌شود. در خطوط 3-7، امتیازهای تأثیر همه گره‌ها با رابطه (27) محاسبه می‌شود [17].

$$S_i = \left|O_i^{in}\right| + \gamma\left|O_i^{out}\right| \quad (27)$$

که در آن Oin i و Oout i به ترتیب مجموعه‌های همسایه vi در داخل جامعه و فراتر از جامعه هستند. γ پارامتری است که مربوط به وزن بین درون جامعه و فراتر از جامعه یک گره است. در خط 8، رتبه‌بندی جدید همه گره‌ها برای هر جامعه به ترتیب نزولی ایجاد می‌شود. علاوه بر این، تعداد گره‌های کاندید هر جامعه را با استفاده از رابطه (28) به دست آورده می‌شود [17].

$$EN_g = \lambda k \frac{n_g}{\sum_{g=1}^{c} n_g} \quad (28)$$

که در آن ENg تعداد گره‌های کاندید در جامعه مهم g است. λ (λ > ۱) یک پارامتر وزن است که برای نشان‌دادن تعداد انتخاب‌شده گره‌های کاندید استفاده می‌شود. گره‌های کاندید هر جامعه را در خطوط 9-10 تعیین می‌کند. در مرحله سوم، نمرات تأثیر گره‌های کاندید را با رابطه (29) تخمین زده می‌شود [17].

$$f_i = \frac{1}{|O_i|}\sum_{j\in O_i}(\eta SI_j + (1-\eta)\frac{1}{|O_j|}\sum_{p\in O_j} SI_p) \quad (29)$$

مجموعه ترتیب R را به ترتیب نزولی برای همه گره‌های کاندید دریافت می‌شود و سپس گره‌های همپوشانی را حذف می‌شود و R را با شکل (5) الگوریتم 3 در خطوط 11-13 به‌روز می‌شود. درنهایت، k گره دانه در خط 14 تعیین می‌شود [17].

Algorithm 1 The framework of CAOM.

Input: Graph $G = (V, E)$;
Output: Seed nodes;
BEGIN
1: Divide the community $C = \{c_1, c_2, \cdots, c_p\}$ by Louvain algorithm;
2: Select the significant community $C_s = \{c_{s1}, c_{s2}, \cdots, c_{st}\}$ by Algorithm 2;
3: **for** $i = 1$ to t, **do**
4: **for** $l = 1$ to $|c_{sl}|$, **do**
5: Compute the influence score of v_l in c_{sl} by Eq.(11);
6: **end for**
7: **end for**
8: Generate new ranking of all nodes for each community in descending order;
9: Acquire the number of candidate nodes of each community by leveraging Eq. (12);
10: Determine candidate nodes of each community and obtain candidate node set CN;
11: Calculate the influence scores of all candidate nodes by leveraging Eq. (13);
12: Rank influence scores of all candidate nodes in descending order and obtain new order set R;
13: Delete the overlapping nodes and update R by Algorithm 3;
14: Determine k seed nodes, i.e., the first k nodes of R;
END

شکل (5). شبه‌کد رویکرد پیشنهادی CAOM [17]

ساختار جامعه G از C = {c۱, c۲, ۰ ۰ ۰ , cp} تشکیل‌شده است که در آن i امین جامعه ci شامل چندین گره و p تعداد جوامع است. در مرحله اول، برای به‌دست‌آوردن ساختار جامعه، از الگوریتم Louvain استفاده می‌شود که به طور گسترده در

تشخیص جامعه استفاده‌شده است. الگوریتم Louvain نظریه مدولاریته (معیاری که برای تخمین کیفیت ساختار جامعه استفاده می‌شود) را اتخاذ می‌کند. برتری الگوریتم Louvain عمدتاً شامل سه جنبه است [17].

1- Louvain حداکثر ماژولاریت را در زمان کوتاهی به دست می‌آورد که باعث می‌شود الگوریتم Louvain به عملکرد برتر در بازده در شبکه‌های مقیاس بزرگ دست یابد [17].
2- Louvain یک ساختار جامعه سلسله‌مراتبی را برای برآورده‌کردن وضوح‌های مختلف تشخیص جامعه ایجاد می‌کند [17].
3- Louvain از یک اکتشافی ساده برای تسریع سرعت همگرایی الگوریتم استفاده می‌کند [17].

Algorithm 2 Selection of significant community.

Input: The initial community $C = \{c_1, c_2, \cdots, c_p\}$;
Output: The significant community C_e;
BEGIN
Initialize the community $C_e = \emptyset$;
for $i = 1$ to p, **do**
  Calculate the number of nodes at c_i, denoted as n_i;
  if $n_i \geq CN_i$, **then**
    c_i is a significant community;
    $C_e = C_e \cup c_i$;
  else
    c_i is an insignificant community;
  end if
end for
Acquire the significant community C_e;
END

شکل (6). شبه‌کد انتخاب جامعه مهم [17]

Algorithm 3 EOL

Input: Candidate node set $CN = \{CN_1, CN_2, \cdots, CN_m\}$;
Output: The k seed nodes;
BEGIN
for $i = 1$ to $|CN|$, **do**
  Calculate f_i by Eq. (13);
end for
Rank all candidate nodes by using Eq. (13);
Generate new node set $R = \{r_1, r_2, \cdots, r_m\}$;
for $i = 1$ to k, **do**
  for $j = (i+1)$ to $|R|$, **do**
    if $CO(r_i, r_j) > \beta$, **then**
      Delete r_j from R;
      Update set $R = R \setminus r_j$;
      if $|R| \leq k$, **then**
        break;
      end if
    end if
  end for
  if $|R| = k$, **then**
    break;
  end if
end for
Acquire new set R;
Generate k seed nodes (i.e., the first k nodes of R);
END

شکل (7). شبه‌کد انتخاب جامعه مهم [17]

معمولاً در شبکه‌های اجتماعی، جوامع و گره‌های زیادی در مقیاس بزرگ وجود دارند. اگر همه جوامع را در نظر گرفت، پیچیدگی محاسباتی به طور چشمگیری افزایش می‌یابد. به طور خاص، برخی از جوامع حاوی چند گره هستند که به دلیل محدود بودن گره‌های دانه، توزیع گره‌های دانه در این جوامع کوچک ضروری نیست؛ بنابراین، کاهش مؤثر تعداد گره‌های کلندید ضروری است. برای استفاده کامل از گره‌های دانه و کاهش پیچیدگی محاسباتی به طور مؤثر، جامعه قابل‌توجهی را برای تقسیم گره‌های دانه پیشنهاد می‌شود که باتوجه‌به رابطه (30) تعریف می‌شود [17]:

$$CN_g = \frac{\sum_{g=1}^{p} n_g}{k} \qquad (30)$$

که در آن CNg مقدار آستانه جامعه مهم را نشان می‌دهد، ng تعداد گره‌ها را در جامعه g و k تعداد گره‌های دانه را نشان می‌دهد. اگر تعداد گره‌ها در جامعه g بزرگ‌تر یا برابر با CNg باشد، جامعه به‌عنوان جامعه مهم در نظر گرفته می‌شود. در غیر این صورت جامعه یک جامعه بی‌اهمیت است [17].

از جدیدترین کارهای انجام‌شده در مسئله حداکثرسازی پویایی نظرات مقاله [22] در سال 2024 که به بررسی رقابتی بودن محیط شبکه اجتماعی مسئله حداکثرسازی نظرات می‌پردازند. این مقاله به بررسی حداکثرسازی رقابتی نظرات (COM) در شبکه‌های اجتماعی می‌پردازد. COM به دنبال انتخاب تعدادی از افراد (گره‌های دانه) از شبکه‌های اجتماعی است که بتوانند نظرات موردنظر را در رقابت با سایر رقبا (مؤلفه‌ها) به سمت یک نهاد هدف و همسایگان خود از طریق روابط اجتماعی منتشر کنند و حداکثر اثرگذاری را بر انتشار نظرات بعد از زمان مشخصی داشته باشند. شرح کلی مدل پیشنهادی و مقایسه با دیگر با مقالات به شرح زیر است:

برای حل مسئله حداکثرسازی نظرات رقابتی، پژوهشگران COM چندمرحله‌ای را بررسی کرده و یک چارچوب کاملاً جدید بهینه‌سازی نظرات مبتنی بر یادگیری Q (QOMF) را پیشنهاد می‌دهند. QOMF شامل دو مؤلفه است: انتشار پویای نظرات و فرایند انتخاب گره دانه. در این پژوهش، باتوجه‌به رابطه 31، با به حداکثر رساندن نظرات مؤثر نسبی، مسئله COM را فرمول‌بندی می‌کنند. برای تولید سری نظرات پویا به طور واقع‌گرا، یک مدل انتشار نظرات با تلفیق فرایند فعال‌سازی و فرایند پویای نظرات طراحی می‌شود. علاوه بر این، تأیید می‌شود که مدل انتشار نظرات می‌تواند در تکرارهای محدود به همگرایی برسد [22]. برای به‌دست‌آوردن گره‌های دانه، یک طرح انتخاب گره‌های دانه چندمرحله‌ای مبتنی بر یادگیری Q با درنظرگرفتن استراتژی‌های رقیب شناخته‌شده و ناشناخته طراحی می‌شود.

$$
\begin{aligned}
Maximize: \quad & \Gamma(S) \\
& = F_{\varphi_s} - \frac{1}{n-1}\sum_{\forall c \neq s} F_{\varphi_c} \\
s.t: \quad & F_{\varphi_s} = \sum_{v_i \in V_{as}} x_i \\
& \left|S^{(q)}\right| = s_n^{(q)} \\
& \sum_{q=1}^{N_s} s_n^{(q)} = s_n \\
& x_i \in [-1.+1]
\end{aligned} \tag{31}
$$

در مقاله [22]، به بررسی مدل نظر دینامیک فعال‌شده پرداخته شده است که از ترکیب فرایند فعال‌سازی گره و دینامیک نظر گره برای حل مسائل نظریه گراف استفاده می‌کند. در این روش، ابتدا یک مدل تطابقی چندمرحله‌ای LT (MCLT) برای فعال‌سازی گره‌ها در شبکه اجتماعی وزن‌دار G ارائه‌شده است. این مدل، مشابه به مدل LT سنتی، برای هر کاربر آستانه‌های مربوطه را تعیین کرده و با استفاده از شرایط خاص، کاربران غیرفعال را به فعالیت در مورد موجودیت هدف تشویق می‌کند، درحالی‌که تأثیرات رقابتی را نیز مدل می‌کند. در ادامه، برای بررسی تشکیل نظرات کاربران بر اساس تصمیمات همسایگان خود، از فن‌های یادگیری تقویتی مبتنی بر Q-learning استفاده‌شده است. این فن‌ها به عامل امکان می‌دهند تا در محیط تعاملی از طریق آزمون‌وخطا، از تجربیاتشان بیاموزند و عملکردهای بهینه برای انتخاب عمل‌های مناسب را ارزیابی کنند. این روش مناسب برای مدل‌سازی تعاملات پویا و پایدار بین گره‌ها است، جایی که هر گره در طول زمان با حفظ وضعیت خود (نظر مثبت، بی‌طرف یا منفی) به نظرات خود پایبند می‌ماند.

در مطالعه حاضر، با تمرکز بر چالش‌های موجود در حداکثرسازی نظرات در شبکه‌های اجتماعی، به بررسی تحقیقات اخیر در این حوزه می‌پردازیم. مطالعات پیشین همچون [11- 12- 16- 23- 24- 26] عمدتاً بر روی روش‌های هیوریستیک چندمرحله‌ای برای حل این مسئله تمرکز داشته‌اند. درحالی‌که این مطالعات گام‌های مهمی در جهت درک بهتر این مسئله برداشته‌اند، اما به طور کامل به تأثیر متقابل استراتژی‌های رقبا در فرایند شکل‌گیری نظرات نپرداخته‌اند.

در مقابل، مقاله [22]، با ارائه یک رویکرد نوآورانه، به بررسی تأثیر هم‌زمان استراتژی‌های رقبا در فرایند نظردهی پویا می‌پردازد. این مقاله با استفاده از یک روش یادگیری چندمرحله‌ای Q، به دنبال یافتن بهترین استراتژی برای انتخاب گره‌های آغازین انتشار نظر است. به‌عبارت‌دیگر، این روش به دنبال آن است که با درنظرگرفتن اقدامات رقبا، بهترین تصمیم را برای حداکثرسازی تأثیرگذاری نظر موردنظر اتخاذ کند.

همچنین، مقاله [16] با معرفی یک مدل نظر دینامیک فعال‌شده توسط یک مدل مسابقه‌ای، به بررسی تعامل بین نظرات مختلف در شبکه‌های اجتماعی پرداخته است. بااین‌حال، این مطالعه از یک روش یادگیری Q یک‌مرحله‌ای استفاده کرده است که ممکن است در شرایط پیچیده‌تر و باوجود رقبا، کارایی کافی نداشته باشد.

درمجموع، مطالعات اخیر نشان می‌دهند که حداکثرسازی نظرات در شبکه‌های اجتماعی یک مسئله پیچیده و چالش‌برانگیز است که نیازمند رویکردهای جامع و مبتنی بر مدل است. در این راستا، مقاله [22] با درنظرگرفتن تأثیر متقابل استراتژی‌های رقبا و استفاده از روش‌های یادگیری تقویتی، گام مهمی در جهت بهبود عملکرد الگوریتم‌های حداکثرسازی نظر برداشته است. تفاوت این تحقیق با آن‌ها، در بررسی استراتژی‌های شناخته‌شده و ناشناخته رقبا در مسئله نظر پویا است. برای اندازه‌گیری اثربخشی نسبی نظرات طرف موردنظر و سایر گروه‌ها، این تحقیق از مدل نظر دینامیک فعال‌شده توسط مدل LT مسابقه‌ای و یک روش یادگیری چندمرحله‌ای Q برای حل مسئله انتخاب گره‌های آغازین استفاده می‌کند. همچنین، برای استراتژی‌های ناشناخته رقبا، این تحقیق از روش یادگیری چندمرحله‌ای Q به‌جای الگوریتم یک‌مرحله‌ای استفاده می‌کند و شرایط همگرایی مدل نظر دینامیک فعال‌شده را نیز به طور رسمی اثبات می‌کند. برای ارائه بهتر QOMF پیشنهادی، ابتدا پاداش، عمل و حالت یادگیری Q در سناریوی مورد بررسی تعریف می‌شود. در زمینه پاداش، تنظیم آن به‌عنوان نظرات اثربخش نسبی گره‌های فعال‌شده نسبت به رقبا اتفاق می‌افتد. علاوه بر این، طراحی یک عمل مناسب برای چارچوب OM از اهمیت بالایی برخوردار است که در آن جستجوی حریصانه بر روی تمام گره‌های موجود برای انتخاب گره بهینه و دانه برای فعال‌سازی در هر دور بسیار پرهزینه است. به همین دلیل، استراتژی‌های ساده و شفافی مانند بیشترین درجه، مسدودکردن، زیر حریصانه و ترکیب راهبُردها طراحی‌شده‌اند تا پیچیدگی فضای عمل را کاهش دهند و فرایند جستجو را تسریع بخشند [22].

روش پیشنهادی این پژوهش برای مقابله بهتر با سناریوی موردنظر، از طریق بازسازی استراتژی‌های عمل و حالت در چارچوب یادگیری Q، به طور چشمگیری پیچیدگی زمانی را کاهش می‌دهد. در ادامه، دو شرط اساسی مسئله COM به شرح زیر مدل‌سازی می‌شود: استراتژی شناخته‌شده رقبا و استراتژی ناشناخته رقبا [22].

استراتژی شناخته‌شده رقبا: در این سناریو، استراتژی رقبا قابل‌پیش‌بینی یا ارائه‌شده است، به‌طوری که گره‌های آغازین انتخاب‌شده توسط رقبا به‌راحتی توسط طرف موردنظر قابل‌دسترس هستند [22].

استراتژی ناشناخته رقبا: در واقعیت، استراتژی رقبا معمولاً ناشناخته است؛ چون به‌دست‌آوردن استراتژی‌های تبلیغاتی آن‌ها دشوار است. با درنظرگرفتن این سناریو، فرض می‌شود که هر طرف و رقبایش هدف خود را بهینه‌سازی کرده و از بهترین استراتژی‌های ممکن رقبا آگاه هستند. در اینجا، از تعادل نش نظری و استراتژی مخلوط استفاده‌شده است [22].

با درنظرگرفتن مجموعه گروه‌ها {ϕ1 = ϕ، ϕ2، و...، ϕp} و مجموعه استراتژی‌های مربوط به این گروه‌ها {o١ = o، o٢، و...، or}، تعداد استراتژی‌های ممکن r (که نشان‌دهنده تعداد استراتژی‌های خالص ممکن در محیط رقابتی است)، اگر برای هر o ∈ o˜i و oi ≠ o˜i، شرط {o١ σ، o٢، و...، oi، و...، or} ≤ {o١ σ، o٢، و...، o˜i، و...، or} برقرار باشد، جایی که σ (۰) نظرات اثربخش نسبی گره‌های فعال‌شده نسبت به رقبا است، آنگاه o به تعادل نش می‌رسد. با درنظرگرفتن مجموعه راهبُردها، هر طرف ϕi استراتژی o را با احتمال‌های {ρ١، ρ٢، و...، ρj، و...، ρr} که شرط ١ = ρj =١rj رعایت می‌کنند، انتخاب می‌کند. استراتژی مخلوط متناظر با طرف ϕi {o١ρ١، o٢ρ٢، و...، orρr} است [22].

در برنامه‌های واقعی، سناریوهای استراتژی خالص وجود دارند که هر طرف می‌تواند یک استراتژی خالص را انتخاب کند. به‌راحتی می‌توان با استراتژی خالص بهینه را به دست آورد، اما این امکان وجود دارد که تعادل فقط با استراتژی‌های خالص ممکن نباشد؛ بنابراین، لازم است استراتژی مخلوط را هم در نظر گرفت که در هر حالت ترکیبی از استراتژی‌های مختلف را انتخاب کند. در تحقیقات خود، نش [25] ثابت کرده است که حداقل یک استراتژی مخلوط وجود دارد که با محدودیت‌های مشخص به تعادل نش می‌رسد (مثلاً راهبُردها) [22].

2-2. مجموعه‌داده

در بخش قبلی، به بررسی و مقایسه مقالات در بخش مدل پیشنهادی پرداخته شد. در این بخش، تمرکز بر مقایسه مقالات در بخش مجموعه‌داده‌های استفاده‌شده در آن‌ها قرار می‌گیرد. اهمیت مجموعه‌داده در هر پژوهش بسیار بالاست، زیرا کیفیت و تنوع داده‌ها می‌تواند بر کارایی و قابلیت اعتماد نتایج تأثیرگذار باشد. در این بخش، ما به مقایسه و بررسی مجموعه‌داده‌های مورداستفاده در مقالات پیشین خواهیم پرداخت. این بررسی می‌تواند به تشخیص نقاط قوت و ضعف هر پژوهش و همچنین بهبود روش‌های آتی در این زمینه کمک کند.

در مقاله [22] در سال 2024 سه مجموعه‌داده واقعی شبکه اجتماعی دوستی همستر (HF)، NetHEPT، Advogato در نظر گرفته‌شده است. در پژوهش مقاله [12] در سال 2023 هشت مجموعه‌داده شبکه اجتماعی که در شکل (8) نشان‌داده‌شده است، در نظر گرفته می‌شود. سه مورد از آن‌ها شبکه‌های شبیه‌سازی مصنوعی هستند، به‌عنوان‌مثال، شبکه Barabasi Albert ، شبکه Erdős-Rényi و شبکه Watts و Strogatz. به طور خاص، مدل BA برای تولید شبکه‌های بدون مقیاس تصادفی با استفاده از سازوکار پیوست ترجیحی به کار می‌رود [12]. از مدل ER برای تولید نمودارهای تصادفی استفاده می‌شود و مدل WS برای تولید نمودارهایی با ویژگی‌های جهان کوچک به کار می‌رود [12]. ازسوی‌دیگر، پنج شبکه واقعی نیز مورداستفاده قرار می‌گیرد، ازجمله فرودگاه 500 برتر ایالات متحده (USTA)، ایمیل، Soc-sign-bitcoin-alpha، Advogato و NetHEPT.

Network	Nodes	Edges	Average degree
BA	1,000	5,994	12
ER	1,000	6,058	12
WS	1,000	6,000	12
USTA	500	2,980	11.92
Email	1,133	5,454	9.63
SSBA	3,783	24,186	12.79
Advogato	6,541	51,127	15.63
NetHEPT	15,233	58,891	3.86

شکل (8). ویژگی مجموعه‌داده‌های استفاده‌شده در پژوهش [12]

در مقاله [11] در سال 2023 شکل (9)، از چهار مجموعه‌داده شبکه اجتماعی امضاشده معمولی (شامل بیت‌کوین آلفا، Wiki-RfA، Wikipedia Elections و Slashdot) استفاده می‌شود که به طور گسترده در انتشار تأثیر استفاده‌شده‌اند [11].

Networks	Nodes	Links	Average degree
Bitcoin Alpha	3,783	24,186	12.787
Wikipedia elections	7,118	103,675	29.130
Wiki-RfA	10,835	159,388	14.710
Slashdot	77,350	516,575	13.028

شکل (9). ویژگی مجموعه‌داده‌های استفاده‌شده در پژوهش [11]

در پژوهش [14] در سال 2022 که در شکل (10)، اطلاعات مرتبط با هشت شبکه اجتماعی را نشان می‌دهد که شامل سه شبکه مصنوعی (شبکه Barabasi Albert، شبکه Erdo˝s-Rényi و forest fire) و پنج شبکه واقعی (wiki-Facebook، ego-Twitter، Google+، Vote و Epinions) است [14].

Network	Nodes	Edges	Average degree
BA	1000	6000	12
ER	1000	6000	12
FF	1000	6000	12
Facebook	1899	20296	21.38
Wiki-Vote	7115	103689	29.15
Google+	23628	39242	3.32
ego-Twitter	81306	1768149	43.49
Epinions	131828	841372	12.76

شکل (10). ویژگی مجموعه‌داده‌های استفاده‌شده در پژوهش [14]

در [15] در سال 2021 که شکل (11) اطلاعات اولیه شش شبکه اجتماعی را نشان می‌دهد، شامل بیت‌کوین آلفا و بیت‌کوین OTC، انتخابات ویکی‌پدیا، اسلش دات، Epinions trust و WikiSigned. این مجموعه‌داده‌های شبکه امضاشده‌اند که می‌توانند از مجموعه‌داده‌های شبکه بزرگ استنفورد و مجموعه‌داده‌های شبکه کوبلنز دانلود شوند. همچنین، مشابه مرجع، وزن هر یال ورودی گره i به‌صورت $1/d_i$ تعریف می‌شود، جایی که d_i تعداد همسایگان درجه گره i است. وزن یال در بیت‌کوین آلفا و بیت‌کوین OTC در مقیاس 10 (بی‌اعتمادی کل تا اعتماد کلی) تعیین می‌شود. باتوجه‌به اختلاف در وزن یال، در شبیه‌سازی از علامت (+1 یا 1) استفاده می‌شود و وزن یال روی بیت‌کوین آلفا و بیت‌کوین OTC با روش ذکرشده در مرجع محاسبه می‌شود [15].

Statistics of six social networks.

Network	Nodes	Links	+Links	−Links	Average degree
Bitcoin Alpha	3783	24,186	93%	7%	12.787
Bitcoin OTC	5881	35,592	89%	11%	12.104
Wikipedia elections	7118	103,675	78.4%	21.6%	29.130
Slashdot	77,350	516,575	76.7%	23.3%	13.028
Epinions trust	131,828	841,372	85.3%	14.7%	12.765
WikiSigned	138,592	740,397	87.9%	12.1%	10.685

شکل (11). ویژگی مجموعه‌داده‌های استفاده‌شده در پژوهش [15]

در [16] در سال 2022 برای بررسی عملکرد چارچوب پیشنهادی، از سه مجموعه‌داده شبکه اجتماعی امضاشده (شامل بیت‌کوین آلفا، انتخابات ویکی‌پدیا و Wiki-RfA) استفاده‌شده است و اطلاعات دقیق آن‌ها در شکل (12) نشان‌داده‌شده است[16].

STATISTICS OF THREE SIGNED SOCIAL NETWORKS

Network	Nodes	Links	Average degree
Bitcoin Alpha	3,783	24,186	12.787
Wikipedia elections	7,118	103,675	29.130
Wiki-RfA	10,835	159,388	14.710

شکل (12). ویژگی مجموعه‌داده‌های استفاده‌شده در پژوهش [16]

در [17] در سال 2020 که شکل (13) نشان می‌دهد که ده شبکه اجتماعی مورد بررسی قرار گرفته‌اند. این شبکه‌ها شامل چهار شبکه مصنوعی به نام‌های Barabasi Albert ، Erdo˝s-Rényi ، Watts و Strogatz و Forest Fire هستند [17]. همچنین، شش شبکه واقعی نیز مورد بررسی قرار گرفته‌اند که عبارت‌اند از: دوستی همستر (HF)، بیت‌کوین OTC ، شطرنج، Advogato، NetHEPT دوستی همستر (HF)، بیت‌کوین OTC ، شطرنج، Advogato، NetHEPT وCatster Friendships .

Statistics of Datasets.

Network	Nodes	Edges	Average degree
BA	2000	×	12
ER	2000	×	12
WS	2000	×	12
FF	2000	×	12
HF	1858	12534	13.49
BO	5881	35592	12.10
Advogato	6541	51127	15.63
Chess	7301	65053	17.82
NetHEPT	15233	58891	3.86
Catster Friendships (CF)	149700	5449275	72.80

شکل (13). ویژگی مجموعه‌داده‌های استفاده‌شده در پژوهش [17]

در جدول (2) یک خلاصه کلی از مقایسه بین این مقالات صورت‌گرفته است.

جدول (2). مقایسه مقالات

	[12]	[11]	[14]	[15]	[16]	[17]
روش	1) مدل همکاری تطبیقی تطبیق شده با Q-learning 2) مدل فرایند انتخاب گره دانه به‌صورت پویا	1 مدل نظر پویا فعال مبتنی بر Q-learning و 2) فرایند انتخاب گره‌های دانه مبتنی بر Q-learning	1) تشخیص جامعه 2) گره‌های دانه کاندید با اندازه‌گیری هاب 3) الگوریتم انتخاب گره دانه با روش یادگیری Q.	1) انتخاب گره‌های دانه کاندید، 2) فرایند تشکیل نظر فعال 3) تعیین گره‌های دانه	1) مدل نظر پویا فعال مبتنی بر یادگیری تقویتی 2) فرایند انتخاب گره‌های دانه مبتنی بر	(۱) تشخیص جامعه (۲) انتخاب گره‌های کاندید (۳) تولید گره‌های دانه

[17]	[16]	[15]	[14]	[11]	[12]	
	یادگیری تقویتی					
community detection and Weight-based opinion model	Stateless Q-learning	Multi-stage linear threshold model and Degroot model	reinforcement - learning community detection	Stateless Q-learning	Q-learning	ابزار استفاده‌شده
Barabasi ″Albert, Erdo , s-Rényi Watts and , Strogatz , Forest Fire Hamsterster , Friendships , Bitcoin OTC , Advogato , Chess NetHEPT and Catster Friendships	Bitcoin , Alpha Wikipedia elections and Wiki-RfA	Bitcoin ,Alpha ,Bitcoin OTC Wikipedia ,elections ,Slashdot Epinions trust and WikiSigned	Barabasi Albert ,network Erdo″s-Rényi ,network and forest fire ,Facebook, ,wiki-Vote , +Google ego-Twitter and Epinions	Bitcoin , Alpha Wikipedia , Elections WikiRfA and Slashdot	Barabasi Albert,Erdős-Rényi,Watts and Strogatz,US Top-500 Airport Email, Soc- , sign-bitcoin- ,alpha Advogato and NetHEPT	مجموعه‌داده
شتاب‌دهی در پخش نظربازمان اجرای کمتر	اثربخشی بالا در انتخاب گره‌های ابتدایی	پتانسیل بالا در انتخاب گره‌های ابتدایی	بهترین عملکرد در انتخاب گره‌های ابتدایی	بهترین عملکرد در کاهش شایعه	بهبود پخش نظر منطقی نسبت به روش‌های پیشین	ارزیابی

3. نتایج و بحث

بخش نتایج یکی از قسمت‌های حیاتی و کلیدی در هر مقاله مروری است که در آن، اطلاعات و یافته‌های مهم و حیاتی مقالات مورد بررسی به‌دقت مورد بررسی و ارزیابی قرار می‌گیرد. در این بخش، تمرکز بر ارزیابی مقالات و تجزیه‌وتحلیل دقیق نتایج حاصل از آن‌ها است. این بخش از مقاله مروری مهم‌ترین بخشی است که مطالعه‌کننده را با نتایج و یافته‌های مهم و قابل‌توجه پژوهش‌ها آشنا می‌سازد.

در پژوهش [12] در سال 2023 از دو معیار برای ارزیابی عملکرد رویکردهای مختلف استفاده‌شده است. یکی نظرات منطقی محاسبه‌شده (رابطه 32) [12].

$$\begin{aligned} Maximize \quad & F\left(S^{(q)} \cup C^{(q-1)}\right) \\ & = \sum_{v_i \in V^+} x_i^{(q)} + \lambda \\ & * \sum_{v_j \in V^-} x_j^{(q)} \\ s.t. \quad & \left|S^{(q)}\right| = m^{(q)} \\ & \sum_{q=1}^{N_s} m^{(q)} = m \end{aligned} \tag{32}$$

که بر نظرات کلی برای شیء o دلالت دارد و دیگری نسبت نظرات مثبت است (رابطه 33) [12] که

$$PR = \frac{\sum_{v_i \in V^+} x_i}{N} \tag{33}$$

نتایج شبیه‌سازی مقاله [12]، گویای آن است که افزایش تعداد مراحل در مدل پیشنهادی، منجر به بهبود قابل‌توجه در تعداد نظرات منطقی می‌شود به‌طوری که بهترین عملکرد در 10 مرحله حاصل می‌شود. همچنین، افزایش تعداد گره‌های دانه (Ns) در اکثر سناریوها منجر به افزایش نظرات منطقی می‌گردد. بااین‌حال، رابطه بین تعداد گره‌های دانه و تعداد نظرات منطقی، مشروط به مقدار Ns است. به‌طوری که برای Ns > 1، افزایش گره‌های دانه به طور مستقیم با افزایش نظرات منطقی همراه است؛ اما برای Ns برابر با 1، این رابطه ممکن است معکوس باشد. این یافته‌ها حاکی از آن است که تعامل پیچیده‌ای بین تعداد مراحل و گره‌های دانه وجود دارد و برای دستیابی به عملکرد بهینه، تنظیم دقیق این پارامترها ضروری است [12].

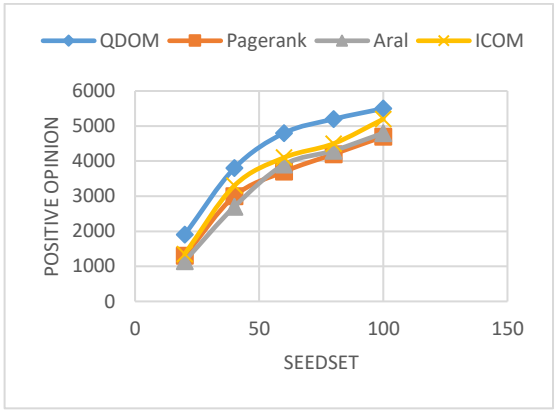
بر اساس نتایج شبیه‌سازی‌های انجام‌شده بر روی دو مجموعه‌دادهٔ BA و ایمیل ذکرشده در مقاله [12]، می‌توان پی برد که با افزایش پارامتر λ، عملکرد کلی رویکردهای مختلف بهبود می‌یابد. این رفتار منطبق با تعریف تابع هدف است که به دنبال بیشینه‌سازی تعداد نظرات مثبت و کمینه‌سازی تعداد

نظرات منفی با اعمال وزن منفی بر روی آن‌ها است؛ بنابراین، افزایش مقدار λ نشان‌دهنده افزایش وزن نظرات مثبت در تابع هدف بوده و درنتیجه منجر به بهبود عملکرد کلی الگوریتم‌ها می‌گردد.

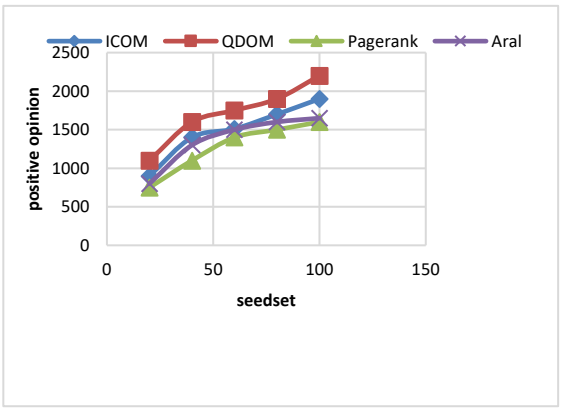
نتایج شبیه‌سازی‌های انجام‌شده مقاله [12]،بر روی مجموعه‌داده‌های مصنوعی و واقعی نشان می‌دهد که عملکرد روش‌های مختلف در افزایش تعداد نظرات منطقی با افزایش تعداد گره‌های دانه، لزوماً به‌صورت یکنواخت بهبود نمی‌یابد. بررسی دقیق‌تر نتایج حاکی از آن است که الگوریتم DOMF به طور قابل‌توجهی در اکثریت‌قریب‌به‌اتفاق سناریوها، نسبت به سایر روش‌های مقایسه‌ای (Out-Degree، PageRank و Average) عملکرد بهتری داشته و تعداد نظرات منطقی بیشتری را تولید می‌کند. این امر نشان می‌دهد که الگوریتم DOMF در انتخاب گره‌های تأثیرگذار برای انتشار نظرات منطقی، کارایی بالاتری دارد و نسبت به تغییرات در اندازه شبکه، پایداری بیشتری از خود نشان می‌دهد [12].

نتایج شبیه‌سازی مقاله [12] نشان‌دهنده این است که الگوریتم DOMF به طور قابل‌توجهی نسبت به روش‌های Out-Degree، PageRank و Average در افزایش نسبت کاربران دارای نظرات مثبت عملکرد بهتری دارد. در این آزمایش‌ها، با ثابت نگه‌داشتن پارامترهای شبیه‌سازی مانند تعداد مراحل زمانی و تعداد گره‌های اولیه در اکثر شبکه‌های اجتماعی، تأثیر هر یک از الگوریتم‌ها بر تغییر نگرش کاربران مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج حاصل نشان می‌دهد که الگوریتم DOMF با سازوکار انتخاب گره‌های تأثیرگذار خود، توانسته است به طور مؤثرتری بر شکل‌گیری افکار عمومی در جهت مثبت تأثیر بگذارد.

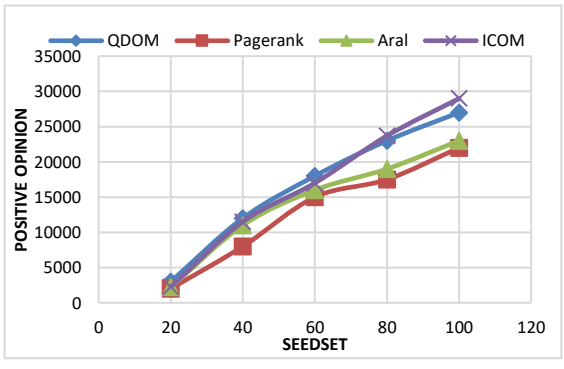
مقاله [11] در سال 2023، شکل (14) نظرات مثبت را در مورد گره‌های دانه در چهار مجموعه‌داده شبکه اجتماعی امضاشده نشان می‌دهد. در اینجا، گره‌های دانه از 0 تا 100 تغییر می‌کنند و زمان 200 تنظیم می‌شود. مشاهده می‌شود که نظرات مثبت چهار الگوریتم به طور مداوم بر روی گره‌های دلنه در WE، BA، Wiki-RfA و Slashdot افزایش می‌یابد. QDOM پیشنهادی به طور مداوم از سایر رویکردها در مورد هر مجموعه‌داده اجتماعی امضاشده بهتر عمل می‌کند و CIOM نظرات مثبت بهتری نسبت به PageRank و Aral در کل در چهار مجموعه‌داده کسب می‌کند. بعلاوه، نظرات مثبت PageRank نسبت به گره‌های seed در WE، BA و Slashdot بدترین هستند [11].



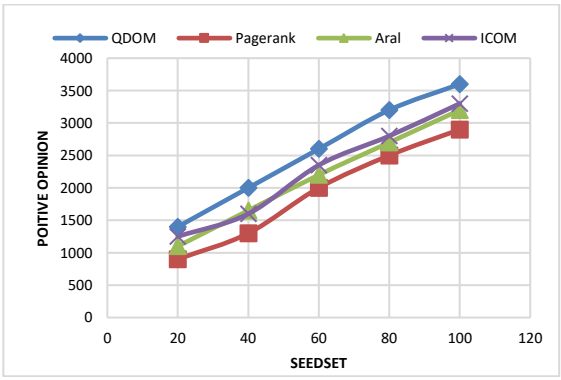
الف) wiki-RFA



ب) Bitcoin alpha



ج) Slashdot

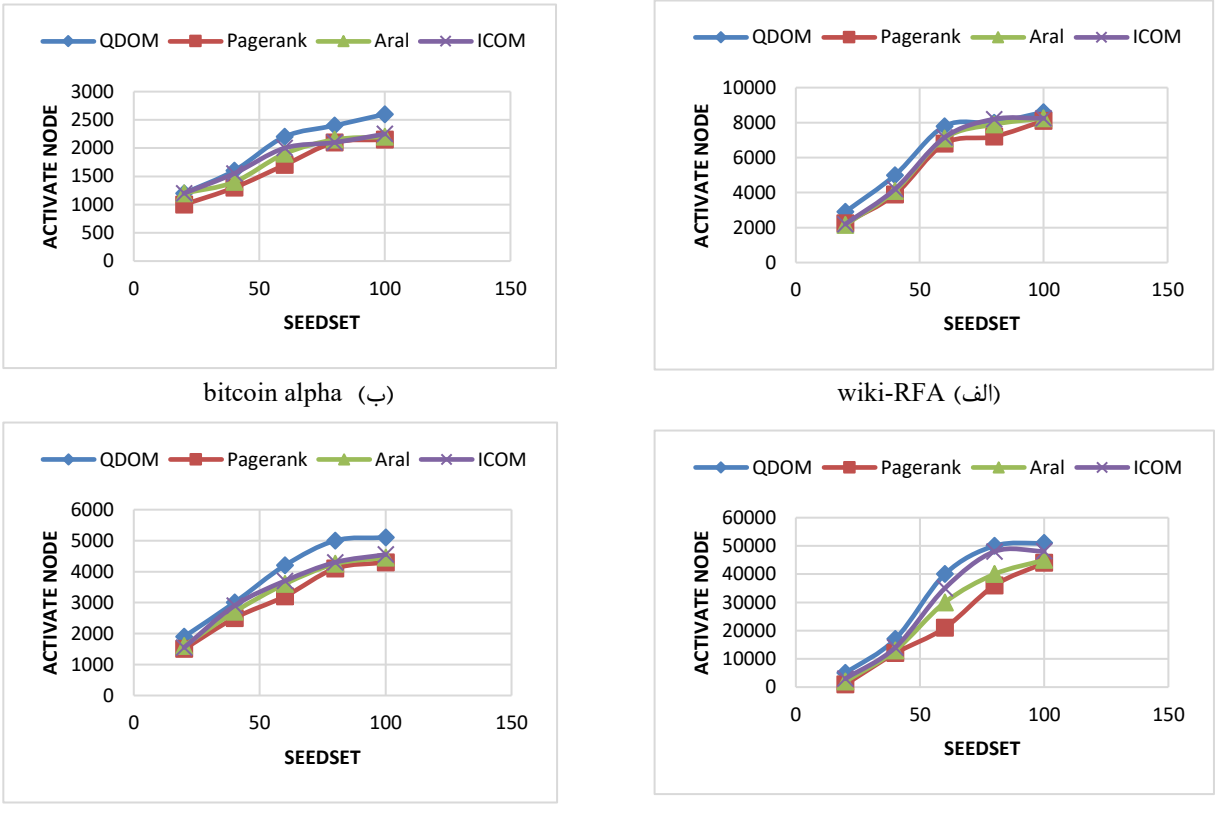


د) wiki election

شکل (14). نتایج پیاده‌سازی شده ارزیابی پژوهش [11]

نتایج مقاله [11] نسبت نظرات مثبت را در مورد گره‌های دانه نشان می‌دهد که در آن زمان از 0 تا 1000 متغیر است و گره‌های دانه 50 است. همان‌طور که ارائه شد، QDOM از سایر رویکردهای مقایسه شده بهتر عمل می‌کند [11]. به طور خاص، در BA، نسبت نظرات مثبت QDOM به طور چشمگیری بین [0، 500] افزایش می‌یابد و سپس بین [500، 1000] نسبتاً ثابت می‌ماند و نسبت نظرات مثبت ایجادشده توسط روش پیشنهادی و سایر رویکردها با روش مشابه تغییر می‌کند. در Slashdot ، مشاهده می‌شود که اگرچه نسبت نظرات مثبت QDOM به‌کندی رشد می‌کند، QDOM همچنان از الگوریتم‌های معیار برتری دارد[11].

با توجه شکل (15) نظرات مثبت را در مورد گره‌های دانه در گره‌های فعال نشان می‌دهد. گره‌های دانه 50 و زمان 200 تنظیم‌شده است. از نتایج، مشاهده می‌شود که گره‌های فعال چهار الگوریتم بر روی گره‌های دانه بالا می‌روند و QDOM دارای گره‌های فعال بزرگ‌تری نسبت به الگوریتم‌های معیار در چهار مجموعه‌داده شبکه اجتماعی امضاشده است [11]. به‌عنوان‌مثال، در Slashdot، گره‌های فعال QDOM بسیار بهبود می‌یابند، درحالی‌که سایر رویکردها به‌تدریج افزایش می‌یابند. به طور خلاصه، از شکل زیر، مشاهده می‌شود که افزایش گره‌های دانه می‌تواند گره‌های فعال‌شده را در کل بهبود بخشد و QDOM پیشنهادی مزایای آشکاری در ترویج انتشار نظرات مثبت و تولید گره‌های فعال برتر دارد.



شکل (15). نتایج پیاده‌سازی شده ارزیابی پژوهش [11]

در [14]، تأثیر تعداد گره‌های دانه بر انتشار شایعات در شبکه‌های اجتماعی شبیه‌سازی‌شده است. نتایج این شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد که با افزایش تعداد گره‌های دانه، عموماً میزان انتشار شایعات افزایش می‌یابد. این پدیده در شبکه‌های مصنوعی (مانند BA، WS و FF) و نیز شبکه‌های اجتماعی واقعی (مانند فیس‌بوک، ویکی‌وت و گوگل پلاس) مشاهده‌شده است. در این پژوهش، پنج الگوریتم مختلف برای انتشار شایعات مورد مقایسه قرار گرفته‌اند. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم CCSQ به‌طورکلی عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها داشته و می‌تواند انتشار شایعات را به طور مؤثرتری کنترل کند [14].

تحلیل دقیق‌تر نتایج نشان می‌دهد که در شبکه‌های مصنوعی، با استفاده از روش رفع انسداد، میزان انتشار شایعات با تغییر تعداد گره‌های دانه تغییرات محسوسی نداشته است. درحالی‌که سایر الگوریتم‌ها، مانند CCSQ ، با افزایش تعداد گره‌های دانه، توانسته‌اند میزان انتشار شایعات را کاهش دهند. این امر نشان می‌دهد که انتخاب مناسب الگوریتم و تعداد گره‌های

دانه می‌تواند تأثیر قابل‌توجهی بر کنترل انتشار شایعات در شبکه‌های اجتماعی داشته باشد. همچنین، نتایج حاکی از آن است که الگوریتم CCSQ با سازوکار خاص خود، می‌تواند به طور مؤثرتری از انتشار گسترده شایعات جلوگیری کند [14].

در [14]، تأثیر تعداد گره‌های شایعه اولیه بر انتشار شایعات در شبکه‌های اجتماعی مختلف هم مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهد که انتخاب استراتژی مناسب برای تعیین گره‌های شایعه اولیه، تأثیر قابل‌توجهی بر میزان انتشار شایعات دارد. در مقاله [14]، چهار استراتژی مختلف برای انتخاب گره‌های شایعه اولیه مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهد که استراتژی‌های تصادفی و درجه محور به‌طورکلی عملکرد ضعیف‌تری نسبت به استراتژی‌های یادگیری Q و Subgreedy دارند. استراتژی‌های یادگیری Q به دلیل توانایی آن‌ها در یادگیری الگوهای پنهان در شبکه‌های اجتماعی، قادر به انتخاب گره‌های تأثیرگذارتر برای انتشار شایعات هستند. تحلیل دقیق‌تر نتایج نشان می‌دهد که استراتژی Subgreedy در اکثر موارد، بهترین عملکرد را در کاهش انتشار شایعات داشته است. این نشان می‌دهد که انتخاب گره‌های شایعه اولیه بر اساس یک معیار سلسله‌مراتبی که در آن گره‌های با درجه بالاتر اولویت‌دارند، می‌تواند به طور مؤثری از انتشار گسترده شایعات جلوگیری کند. در مقابل، استراتژی‌های تصادفی و درجه محور به دلیل عدم درنظرگرفتن ساختار پیچیده شبکه‌های اجتماعی، نمی‌توانند به‌خوبی گره‌های تأثیرگذار را شناسایی کنند. درنتیجه، انتشار شایعات در این راهبُردها بیشتر خواهد بود [14].

در [14]، عملکرد الگوریتم AOMF در مقایسه با سه الگوریتم پایه (تصادفی، درجه و RISNIM) در افزایش نسبت نظرات مثبت در شبکه‌های اجتماعی مختلف ارزیابی‌شده است. برای این منظور، از شش شبکه اجتماعی مختلف شامل بیت‌کوین آلفا، بیت‌کوین OTC، انتخابات ویکی‌پدیا، اسلش دات، trust Epinions و WikiSigned استفاده‌شده است. در این شبیه‌سازی‌ها، تعداد مراحل زمانی و گره‌های دانه به ترتیب 50 و 200 در نظر گرفته‌شده است. نتایج نشان می‌دهد که همه الگوریتم‌ها، ازجمله AOMF ، موفق به افزایش نسبت نظرات مثبت نسبت به وضعیت اولیه شده‌اند [14]. بااین‌حال، الگوریتم AOMF عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها داشته است. به‌عنوان‌مثال، در شبکه بیت‌کوین آلفا، AOMF توانسته است نسبت نظرات مثبت را به میزان 32.8 درصد نسبت به وضعیت اولیه افزایش دهد، درحالی‌که این افزایش برای الگوریتم‌های تصادفی، درجه و RISNIM به ترتیب 27.1 درصد، 18.4 درصد و 7.2 درصد بوده است [14].

درمجموع، نتایج مقاله [14] نشان می‌دهد که انتخاب الگوریتم مناسب برای انتشار نظرات مثبت در شبکه‌های اجتماعی، تأثیر قابل‌توجهی بر موفقیت این فرایند دارد. الگوریتم AOMF با عملکرد برتر خود در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها، می‌تواند به‌عنوان یک ابزار مؤثر برای مدیریت و هدایت افکار عمومی در شبکه‌های اجتماعی مورداستفاده قرار گیرد.

در [15]، عملکرد الگوریتم پیشنهادی (AOMF) در مقایسه با سه الگوریتم پایه در زمینه انتشار نظرات در شبکه‌های اجتماعی مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم AOMF به طور قابل‌توجهی نسبت به سایر الگوریتم‌ها در افزایش تعداد نظرات بالقوه موفق‌تر بوده است. با افزایش تعداد گره‌های دانه، تعداد نظرات بالقوه در همه الگوریتم‌ها افزایش می‌یابد؛ اما الگوریتم AOMF به دلیل سازوکار انتخاب گره‌های تأثیرگذار خود، بیشترین تعداد نظرات بالقوه را در تمامی شبکه‌های اجتماعی مورد بررسی تولید می‌کند. همچنین، للگوریتم RISNIM عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم‌های تصادفی و درجه محور داشته است. در مقابل، الگوریتم تصادفی به دلیل انتخاب تصادفی گره‌های دانه، کمترین تعداد نظرات بالقوه را تولید کرده است. این نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم AOMF می‌تواند به‌عنوان یک ابزار مؤثر برای انتشار نظرات در شبکه‌های اجتماعی مورداستفاده قرار گیرد [15].

در [15]، عملکرد الگوریتم پیشنهادی AOMF در مقایسه با سه الگوریتم پایه در زمینه انتشار نظرات در شبکه‌های اجتماعی مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج مقاله [15] نشان می‌دهد که با افزایش تعداد مراحل زمانی، تعداد نظرات بالقوه در همه الگوریتم‌ها افزایش می‌یابد. بااین‌حال، الگوریتم AOMF به طور مداوم تعداد نظرات بالقوه بیشتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها تولید می‌کند. این امر نشان می‌دهد که الگوریتم AOMF با انتخاب هوشمندانه گره‌های اولیه، می‌تولند به طور مؤثرتری بر انتشار نظرات در شبکه‌های اجتماعی تأثیر بگذارد.

در نتایج مقاله [15]، عملکرد الگوریتم پیشنهادی AOMF در مقایسه با سه الگوریتم پایه (تصادفی، درجه و RISNIM) در زمینه انتشار نظرات در شش شبکه اجتماعی مختلف (بیت‌کوین آلفا، بیت‌کوین OTC، انتخابات ویکی‌پدیا، اسلش دات، Epinions trust و WikiSigned) مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم AOMF به طور متوسط تعداد نظرات بالقوه بیشتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها تولید می‌کند. برای مثال، در شبکه بیت‌کوین آلفا، الگوریتم AOMF به طور متوسط 268.9 نظر بالقوه تولید کرده است، درحالی‌که الگوریتم تصادفی تنها 54.3 نظر بالقوه تولید کرده است [15]. این بهبود عملکرد به طور آماری با استفاده از آزمون t Student تأییدشده است. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم AOMF با انتخاب هوشمندانه گره‌های اولیه، می‌تواند به طور مؤثرتری بر انتشار نظرات در شبکه‌های اجتماعی تأثیر بگذارد [15].

در مقاله [16]، عملکرد استراتژی پیشنهادی (QFUO) در مقابله با حریفانی که راهبُردشان ناشناخته است، با چهار الگوریتم کلاسیک (رتبه صفحه، Subgreedy، ICOM و Mixstrategy) مقایسه شده است. این پژوهش با تمرکز بر شبکه‌های اجتماعی مختلف مانند بیت‌کوین آلفا، انتخابات ویکی‌پدیا و Wiki-RfA، به بررسی تأثیر استراتژی‌های مختلف بر میزان تأثیرگذاری نظرات پرداخته است.

نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که هنگامی‌که استراتژی خودی و حریف یکسان باشد، استراتژی QFUO به طور قابل‌توجهی عملکرد بهتری نسبت به سایر راهبُردها دارد. این امر نشان‌دهنده توانایی بالای QFUO در انتخاب استراتژی‌های مناسب در شرایط مختلف است. همچنین، در مقایسه میانگین نتایج در شبکه‌های اجتماعی مختلف، QFUO به طور مداوم عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها، به‌ویژه الگوریتم رتبه صفحه، از خود نشان داده است [16].

تحلیل جامع‌تر نتایج نشان می‌دهد که QFUO در اکثر سناریوها بیشترین تأثیرگذاری را داشته است. الگوریتم ICOM نیز عملکرد قابل‌قبولی داشته است، اما به‌طورکلی از QFUO عقب‌تر بوده است. در مقابل، الگوریتم‌های رتبه صفحه، Subgreedy و Mixstrategy عملکرد ضعیف‌تری داشته‌اند[16].

دلیل عملکرد برتر QFUO ، توانایی آن در یادگیری و تطبیق استراتژی باتوجه‌به شرایط متغیر شبکه است. درحالی‌که سایر الگوریتم‌ها از روش‌های ثابت و از پیش تعریف‌شده برای انتخاب گره‌های تأثیرگذار استفاده می‌کنند، QFUO می‌تواند با استفاده از یادگیری ماشین، استراتژی خود را به طور پویا بهینه کند. این ویژگی به QFUO اجازه می‌دهد تا در محیط‌های پیچیده و پویا، عملکرد بهتری داشته باشد [16].

نتایج موجود در [17] میانگین نظر الگوریتم‌های مختلف را در ساختارهای مختلف شبکه به‌عنوان تابعی از گره‌های اولیه است. به طور مداوم در انواع مختلف شبکه، الگوریتم CAOM عملکرد برتر را نشان می‌دهد و بالاترین مقادیر میانگین نظر را به دست می‌آورد [17]. در مقابل، الگوریتم Degree به طور مداوم کمترین امتیاز میانگین نظر را ارائه می‌دهد. الگوریتم‌هایی مانند Aral و EPN معمولاً از Degree، RIS، CoFIM و PageRank بهتر عمل می‌کنند، اگرچه عملکرد نسبی آن‌ها بین انواع مختلف شبکه کمی متفاوت است [17]. PageRank و CoFIM عملکرد میانی مشابهی را در اکثر شبکه‌ها نشان می‌دهند [17]. در نتایج [17]، نشان می‌دهند که رویکرد پیشنهادی مقاله [17] بالاترین میانگین نظرات را (مثلاً 0.771 برای شبکه‌های BA) درحالی‌که Degree به طور مداوم رتبه پایین‌ترین (مثلاً 0.684 برای شبکه‌های BA) را دارد. این نتایج نشان می‌دهد که افزایش گره‌های اولیه تسهیل‌کننده گسترش ایده‌های باکیفیت بالاتر است و منجر به نظرات میانگین بالاتر می‌شود، اگرچه محدودیت‌های عملی اغلب تعداد گره‌های اولیه را محدود می‌کنند.

در این تحلیل نتایج مقاله [17]، عملکرد هفت الگوریتم مختلف در چهار نوع شبکه مصنوعی (BA، ER، WS و FF) ازنظر میانگین نظرات مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهد که در تمامی شبکه‌ها، میانگین نظرات با افزایش گام‌های زمانی به طور مداوم افزایش‌یافته و نهایتاً به حالت پایدار می‌رسد. این روند افزایشی و همگرایی به یک مقدار ثابت، نشان‌دهنده پویایی سیستم و گسترش تدریجی نظرات در شبکه است [17].

الگوریتم CAOM در اکثر موارد بهترین عملکرد را نشان داده و بالاترین میانگین نظرات را کسب کرده است. به‌عنوان‌مثال، در شبکه BA، CAOM در 6000 گام اول زمانی عملکرد بسیار بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها داشته است. در گام 10000، میانگین نظرات برای CAOM به 0.991 رسیده که بالاترین مقدار در بین تمام الگوریتم‌هاست. الگوریتم‌های Aral و EPN نیز عموماً عملکرد خوبی داشته‌اند، با میانگین نظرات 0.986 و 0.985 به ترتیب. در مقابل، PageRank و Degree معمولاً پایین‌ترین میانگین نظرات را کسب کرده‌اند، با مقادیر 0.963 و 0.943 به ترتیب [17].

جزئیات دقیق عملکرد نسبی الگوریتم‌ها در هر شبکه متفاوت بوده است. در شبکه ER، CoFIM عملکرد بهتری نسبت به EPN، RIS، Degree و PageRank داشته است. در شبکه WS، CoFIM و RIS نتایج مشابهی داشته و هر دو از Degree و PageRank بهتر عمل کرده‌اند. در شبکه FF، CoFIM پس از CAOM بهترین عملکرد را داشته است. این تفاوت‌ها نشان می‌دهد که ساختار شبکه می‌تواند بر عملکرد نسبی الگوریتم‌ها تأثیرگذار باشد. بااین‌حال، روند کلی نشان می‌دهد که CAOM توانایی بالایی در تولید گره‌های دانه تأثیرگذار و دستیابی به میانگین نظرات برتر در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها دارد [17].

مطابق نتایج ارائه‌شده در [17]، الگوریتم CAOM به‌طورکلی عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌های مقایسه شده در افزایش میانگین نظرات در شبکه‌های اجتماعی واقعی از خود نشان می‌دهد. این برتری در تمام شش مجموعه‌داده مورد بررسی (HF، BO، Advogato، Chess، NetHEPT و CF) مشاهده‌شده است.

تحلیل دقیق‌تر نتایج نشان می‌دهد که در برخی موارد، الگوریتم‌های دیگر مانند رتبه صفحه و CoFIM نیز عملکرد قابل‌قبولی داشته‌اند، اما به‌طورکلی CAOM توانسته است در اکثر مراحل زمانی و در همه مجموعه‌داده‌ها، میانگین نظرات بالاتری را حاصل کند. این برتری CAOM را می‌توان به ویژگی‌های منحصربه‌فرد آن ازجمله شناسایی جوامع مهم، انتخاب گره‌های کاندید مؤثر، استفاده از اندازه‌گیری دو پرش و EOI برای دستیابی

به گره‌های دانه برتر و تسریع گسترش نظرات نسبت داد [17].

در مقابل، الگوریتم‌هایی مانند Degree اغلب به کمترین میانگین نظرات دست‌یافته‌اند که نشان‌دهنده عدم کارایی آن‌ها در انتشار نظرات در شبکه‌های اجتماعی پیچیده است. همچنین، الگوریتم RIS در برخی موارد عملکرد ضعیف‌تری نسبت به سایر الگوریتم‌ها داشته است [17].

جمع‌بندی نتایج [17]، میانگین نظرات هفت الگوریتم در ده شبکه اجتماعی ارائه‌شده است که CAOM به میانگین نظرات بزرگ‌تری نسبت به شش الگوریتم دیگر دست می‌یابد. به طور خاص، روش پیشنهادی 11.6٪ میانگین نظرات برتر نسبت به EPN، 7.5% نسبت به CoFIM، 15.5% نسبت به RIS، 22.3% نسبت به درجه، 18.8٪ از PageRank و 10.4٪ نسبت به Aral در ER به دست می‌آورد. CAOM همچنین 19.1٪ میانگین نظرات برتر نسبت به EPN، 12.1% نسبت به CoFIM، 12.6% نسبت به RIS، 18.2% از درجه، 8.6٪ از PageRank و 6.1٪ از Aral در Advogato به دست می‌آورد [17]. در مقاله [17]، یک رویکرد مبتنی بر جامعه به نام CAOM برای حل مسئله حداکثرسازی نظر پیشنهادشده است. از نتایج فوق، مشخص است که CAOM در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها در شبکه‌های مقیاس بزرگ، به لحاظ میانگین نظرات به رشد بیشتری دست می‌یابد [17]. به‌عنوان‌مثال، در CF، CAOM 19.6% میانگین نظرات برتر نسبت به EPN، 14.2% نسبت به CoFIM 30.9% نسبت به RIS، 45.1% از درجه، 43.6% از PageRank و 13.2٪ نسبت به Aral به دست می‌آورد. جمع‌بندی، نتایج تجربی نشان می‌دهد که روش پیشنهادی CAOM به‌خوبی برای شبکه‌های اجتماعی در مقیاس بزرگ بازمان اجرای نسبتاً کم و نظرات متوسط باکیفیت بالا قابل‌استفاده است [17]. در اینجا مقایسه مختصری از مقالات ذکرشده آورده شده است.

به حداکثر رساندن پویایی نظرات در شبکه‌های اجتماعی: مقاله [12] بر روی بهبود عملکرد شبکه‌های اجتماعی از طریق بیشینه‌سازی نظرات تمرکز دارد. یک طرح چندمرحله‌ای ارائه‌شده است که ازجمله مراحل آن می‌توان به انتخاب گره‌های دانه کاندید، تولید گره‌های دانه و تغییر دینامیکی نظرات گره‌ها اشاره کرد. این روش با بهره‌گیری از داده‌های واقعی اثبات کرده است که در مقایسه با روش‌های پیشین، عملکرد بهتری دارد. این مقاله به دنبال بهبود روش‌های فعلی برای مدیریت نظرات در شبکه‌های اجتماعی است و با ارائه راهکار رویکرد پیشنهادی، گامی مؤثر برای افزایش بهره‌وری و کارایی این شبکه‌ها برداشته است.

پژوهش چارچوب بهینه‌سازی پویایی نظرات مبتنی بر یادگیری تقویتی در شبکه‌های اجتماعی امضاشده:

مقاله [11] یک چارچوب بیشینه‌سازی پویایی نظر مبتنی بر یادگیری تقویتی (QDOM) را در شبکه‌های اجتماعی امضاشده معرفی می‌کند. این چارچوب از یک مدل نظر فعال پویا و یک فرایند انتخاب گره‌های دانه مبتنی بر یادگیری Q تشکیل‌شده است. با استفاده از چهار مجموعه‌داده واقعی شبکه‌های اجتماعی امضاشده، نتایج آزمایشی نشان می‌دهد که چارچوب پیشنهادی نسبت به روش‌های پیشین در زمینه نظرات مثبت، نسبت نظرات مثبت و فعالیت گره‌ها برتری دارد.

به‌طورکلی، مقاله [11] یک چارچوب نوآورانه را برای بهبود عملکرد شبکه‌های اجتماعی امضاشده ارائه می‌دهد و از ارزیابی‌های آزمایشی بر روی داده‌های واقعی نتایج قابل‌توجهی را به اثبات می‌رساند.

رویکرد انسداد شایعه مبتنی بر یادگیری تقویتی در شبکه‌های اجتماعی جهت‌دار: مقاله [14] یک چارچوب عملی به نام CCSQ را برای انتخاب گره‌های دلنه برای مسدودکردن شایعات ارائه می‌دهد. این چارچوب از شناسایی جوامع، انتخاب گره‌های دانه کلندید و یک الگوریتم انتخاب گره‌های دلنه با استفاده از روش یادگیری Q استفاده می‌کند. نتایج آزمایشی نشان می‌دهد که رویکرد پیشنهادی نسبت به الگوریتم‌های پایه، کمترین انتشار شایعه را ایجاد می‌کند.

با بهره‌گیری از چارچوب CCSQ ، مقاله [14] به روشی عملی برای مدیریت و کنترل شایعات در شبکه‌های اجتماعی پرداخته است. این چارچوب با استفاده از فن‌های شناسایی جوامع و انتخاب هوشمند گره‌های دلنه، می‌تولند بهبود قلبل‌توجهی در کاهش انتشار شایعات و افزایش اعتماد به اطلاعات در این شبکه‌ها ایجاد کند.

به طور خلاصه، مقاله [14] با ارائه چارچوب CCSQ ، یک رویکرد نوآورانه برای مبارزه با شایعات در شبکه‌های اجتماعی ارائه می‌دهد و از نتایج آزمایشی خود برای تأیید کارایی و کاربردی‌بودن این رویکرد استفاده می‌کند.

حداکثرسازی نظر مثبت در شبکه‌های اجتماعی امضاشده:

مقاله [15] بررسی می‌کند که چگونه می‌توان با استفاده از مفهوم حداکثرسازی نظرات در شبکه‌های اجتماعی، انتشار نظرات مثبت در مورد یک محصول را بیشینه کرده و هم‌زمان نظرات منفی را به حداقل رسانده تا محصول را ارتقا داد. یک چارچوب جدید بانام حداکثرسازی نظرات فعال (AOMF) به‌عنوان راه‌حلی برای چالش‌های موجود در مطالعات فعلی حداکثرسازی نظرات معرفی می‌شود. این چارچوب شامل مواردی مانند انتخاب گره‌های دانه، فرایند شکل‌گیری نظر فعال و تعیین گره‌های دانه برای مدل‌سازی پویایی نظرات مثبت و منفی در شبکه‌های اجتماعی است. نتایج تجربی نشان می‌دهد که این چارچوب می‌تواند در ترویج نظرات مثبت و ارتقای محصولات مؤثر باشد.

رویکرد به حداکثر رساندن نظرات رقابتی مبتنی بر یادگیری

تقویتی در شـــبکه‌های اجتماعی امضـــاشـــده: مقاله [16] یک چارچوب حداکثرسازی نظر مبتنی بر یادگیری تقویتی (RLOM) را برای حداکثرســـازی نظرات رقابتی در شـــبکه‌های اجتماعی امضـاشـده پیشـنهاد می‌دهد. این چارچوب شـامل یک مدل نظر فعال پویا و یک فرایند انتخاب گره‌های دانه مبتنی بر یادگیری تقویتی اسـت. نتایج آزمایشـی نشـان می‌دهد که روش پیشـنهادی در زمینـه نظرات مؤثر بر ســـه مجموعه‌داده شـــبکه اجتمـاعی امضاشده برتری دارد. به طور خلاصه، مقاله حاضر با ارائه چارچوب RLOM، یک رویکرد نوآورانه برای حداکثرســـازی نظرات رقابتی در شـــبکه‌های اجتماعی امضـاشـــده ارائه می‌دهد و از ارزیابی‌های آزمـایشـــی بر روی داده‌هـای واقعی نتـایج مؤثری را بـه اثبـات می‌رســـاند. CAOM یک رویکرد مبتنی بر جامعه برای مقابله با به حداکثر رساندن نظر برای شبکه‌های اجتماعی:

مقاله [17] یک رویکرد مبتنی بر جامعه را برای مقابله با مسئله حداکثرسازی نظر در شبکه‌های اجتماعی ارائه می‌دهد. این رویکرد شامل تشخیص جوامع، انتخاب گره‌های دانه کاندید و یک الگوریتم انتخاب گره‌های دانه اسـت. مقاله [17] به‌وضـوح نشـان می‌دهد که چگونه می‌توان با بهره‌گیری از رویکردهای مبتنی بر جامعه، مانند شناسایی جوامع و انتخاب هوشمند گره‌های دانه، به حل مسـائل مربوط به حداکثرسـازی نظر در شـبکه‌های اجتماعی پرداخت. این رویکرد با اســتفاده از الگوریتم انتخاب گره‌های دانه، می‌تواند عملکرد بهتری نســـبت به روش‌های موجود ارائه دهد. ازاین‌رو، مقـاله [17] بـا تـأکیـد بر رویکرد جـامعـه‌محور، بهبودی نوآورانه و مؤثر در مســـئله حداکثرســـازی نظر در شـــبکه‌های اجتماعی ارائه می‌دهد. بااین‌حال، انتخاب روش مناسـب برای حل مسـئله به وابسـتگی به الزامات و محدودیت‌های خاص آن مسـئله دارد که هر مقاله بر اسـاس شـرایط محیطی خود انتخاب رویکرد مناسب خود را دارد.

درنتیجه، باتوجه‌به جدول 3، تمام این مقالات روش‌های مختلفی را برای حل مســـئله حداکثرســـازی نظر در شـــبکه‌های اجتمـاعی و رفع چـالش‌هـای آن ارائـه می‌دهنـد. برخی از آن‌هـا حداکثرسازی پویایی نظر تمرکز دارند، برخی دیگر بر مسدودکردن شـایعات و برخی دیگر حداکثرسـازی نظر مثبت یا حداکثرسـازی نظر در محیط رقابتی تمرکز دارند. همه آن‌ها از مدل‌ها و فن‌های مختلفی اســـتفاده می‌کنند، مانند یادگیری تقویتی، یادگیری Q، رویکردهای مبتنی بر جامعه و دیگران. انتخاب روش بســـتگی به نیازها و محدودیت‌های خاص مسئله دارد.

جدول (3). مقایسه کلی مقالات

ردیف	مقاله	هدف اصلی	روش	ابزار	مجموعه‌داده	نوآوری اصلی	نتایج کلیدی
1	[11]	حداکثرسازی پویایی نظرات مثبت در شبکه‌های اجتماعی امضاشده	1) مدل نظر پویا فعال مبتنی بر Q -learning و 2) فرایند انتخاب گره‌های دانه مبتنی بر Q -learning	Stateless Q-learning	, Bitcoin Alpha Wikipedia Elections WikiRfA and , Slashdot	ترکیب یادگیری تقویتی با مدل‌های اجتماعی برای حداکثرسازی پویایی نظرات	بهبود قابل‌توجه در دقت پیش‌بینی تغییرات نظرات
2	[12]	حداکثرسازی پویایی نظرات در شبکه‌های اجتماعی	2) مدل همکاری تطبیقی تطبیق شده با Q -learning 2)مدل فرایند انتخاب گره دانه به‌صورت پویا	Q-learning	Barabasi Albert,Erdős-Rényi,Watts and Strogatz,US Top-500 Airport Email, Soc- , ,sign-bitcoin-alpha Advogato and NetHEPT	ارائه یک چارچوب جامع برای حداکثرسازی پویایی نظرات	نشان‌دادن تأثیرگذاری مدل پیشنهادی در بهبود پویایی نظرات
3	[14]	مسدودکردن شایعات در شبکه‌های اجتماعی جهت‌دار	1) تشخیص جامعه 2) گره‌های دانه کاندید با اندازه‌گیری هاب 3) الگوریتم انتخاب گره دانه با روش یادگیری Q.	reinforcement - learning community detection	Barabasi ,Albert network Erdo˝s-Rényi ,network and forest fire ,Facebook, ,wiki-Vote Google+ , ego-Twitter and	استفاده از یادگیری تقویتی برای مقابله با انتشار شایعات	کاهش مؤثر انتشار شایعات در شبکه‌های اجتماعی

ردیف	مقاله	هدف اصلی	روش	ابزار	مجموعه‌داده	نوآوری اصلی	نتایج کلیدی
					Epinions		
4	[15]	حداکثرسازی نظرات مثبت در شبکه‌های اجتماعی امضاشده	2) انتخاب گره‌های دانه کاندید، 2) فرایند تشکیل نظر فعال 3) تعیین گره‌های دانه	Multi-stage linear threshold model and Degroot model	Bitcoin Alpha, Bitcoin OTC, Wikipedia elections, Slashdot, Epinions trust and WikiSigned	تمرکز بر حداکثرسازی نظرات مثبت در شبکه‌های اجتماعی با روابط مثبت و منفی	بهبود دقت در شناسایی گره‌های تأثیرگذار
5	[16]	حداکثرسازی رقابتی نظرات مثبت در شبکه‌های اجتماعی امضاشده	1) مدل نظر پویا فعال مبتنی بر یادگیری تقویتی 2) فرایند انتخاب گره‌های دانه مبتنی بر یادگیری تقویتی	Stateless Q-learning	Bitcoin , Alpha Wikipedia elections and Wiki-RfA	بررسی رقابت بین نظرات مثبت و منفی در شبکه‌های اجتماعی	ارائه یک رویکرد جدید برای مدیریت رقابت در شبکه‌های اجتماعی
6	[17]	حداکثرسازی نظرات با استفاده از رویکرد مبتنی بر جامعه	۱) تشخیص جامعه ۲) انتخاب گره‌های کاندید ۳) تولید گره‌های دانه	community detection and Weight-based opinion model	Barabasi Albert, Erdo˝ s-Rényi , Watts and Strogatz , Forest Fire Hamsterster , Friendships , Bitcoin OTC Advogato , Chess NetHEPT and, Catster Friendships	استفاده از ساختار جامعه برای بهبود دقت حداکثرسازی نظرات	بهبود عملکرد در مقایسه با روش‌های سنتی

4. نتیجه‌گیری

مقالات ارائه‌شده در این مطالعه نشان می‌دهند که حل مسئله حداکثرسازی نظر در شبکه‌های اجتماعی یک زمینه پژوهشی حیاتی است که با تنوع رویکردها و الگوریتم‌ها، بهبود عملکرد و کارایی این شبکه‌ها را ممکن می‌سازد. انتخاب رویکرد مناسب برای حل این مسئله، وابسته به نیازها و محدودیت‌های هر موقعیت خاص است. با ارائه چارچوب‌های متنوع، این مقالات سعی در مدیریت و حل چالش‌های موجود در مدیریت نظرات در شبکه‌های اجتماعی دارند. بررسی‌ها نشان می‌دهد که با استفاده از رویکردها و فن‌های مختلف، می‌توان بهبود قابل‌توجهی در عملکرد و کارایی این شبکه‌ها داشت. به‌علاوه، این مقاله نیز به‌عنوان یک مرور از مفهوم حداکثرسازی نظر در شبکه‌های اجتماعی آغازشده و سپس رویکردها و روش‌های متنوعی که برای حل این مسئله پیشنهادشده‌اند، بررسی می‌شود. این تحلیل نشان می‌دهد که با ارائه چارچوب‌های متنوع، این مقاله سعی در مدیریت و حل چالش‌های موجود در بهبود عملکرد و کارایی شبکه‌های اجتماعی دارد. پیشنهاد می‌شود که پژوهش‌های بیشتری در این زمینه انجام شود تا راهکارهای عملی و کارآمدی برای حداکثرسازی پویایی نظرات ارائه شود.

5. مراجع

[1] D. C. Cercel and S. Trausan-Matu, “Opinion propagation in online social networks: A survey,” ACM Int. Conf. Proceeding Ser., 2014, doi: 10.1145/2611040.2611088.

[2] P. Xu, W. Hu, J. Wu, and W. Liu, “Opinion maximization in social trust networks,” IJCAI Int. Jt. Conf. Artif. Intell., vol. 2021-Janua, pp. 1251–1257, 2020, doi: 10.24963/ijcai.2020/174.

[3] X. Liu, X. Kong, and P. S. Yu, “Active opinion maximization in social networks,” Proc. ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discov. Data Min., pp. 1840–1849, 2018, doi: 10.1145/3219819.3220061.

[4] Q. He et al., “Dynamic Opinion Maximization Framework With Hybrid Method in Social Networks,” IEEE Trans. Netw. Sci. Eng., vol. 10, no. 1, pp. 441–451, 2023, doi: 10.1109/TNSE.2022.3212124.

[5] Y. Li, J. Fan, Y. Wang, and K. L. Tan, “Influence Maximization on Social Graphs: A Survey,” IEEE Trans. Knowl. Data Eng., vol. 30, no. 10, pp. 1852–1872, 2018, doi: 10.1109/TKDE.2018.2807843.

[6] G. Zhang and C. You, “Influence Maximization Algorithms Research Based on Big Graphs,” Proc. - 2018 IEEE 18th Int. Conf. Softw. Qual. Reliab. Secur. Companion, QRS-C 2018, pp. 537–544, 2018, doi: 10.1109/QRS-C.2018.00096.

[7] A. Zareie and R. Sakellariou, “Influence maximization in social networks: a survey of behaviour-aware methods,” Soc. Netw.

Anal. Min., vol. 13, no. 1, pp. 1–21, 2023, doi: 10.1007/s13278-023-01078-9.

[8] M. Azaouzi, W. Mnasri, and L. Ben Romdhane, "New trends in influence maximization models," Comput. Sci. Rev., vol. 40, p. 100393, 2021, doi: 10.1016/j.cosrev.2021.100393.

[9] S. Banerjee, M. Jenamani, and D. K. Pratihar, "A survey on influence maximization in a social network," Knowl. Inf. Syst., vol. 62, no. 9, pp. 3417–3455, 2020, doi: 10.1007/s10115-020-01461-4.

[10] M. Jaouadi and L. Ben Romdhane, "A survey on influence maximization models," Expert Syst. Appl., vol. 248, no. September 2023, p. 123429, 2024, doi: 10.1016/j.eswa.2024.123429.

[11] Q. He et al., "Reinforcement-Learning-Based Dynamic Opinion Maximization Framework in Signed Social Networks," IEEE Trans. Cogn. Dev. Syst., vol. 15, no. 1, pp. 54–64, 2023, doi: 10.1109/TCDS.2022.3141952.

[12] Q. He, H. Fang, J. Zhang, and X. Wang, "Dynamic Opinion Maximization in Social Networks," IEEE Trans. Knowl. Data Eng., vol. 35, no. 1, pp. 350–361, 2023, doi: 10.1109/TKDE.2021.3077491.

[13] J. Jabari Lotf, M. Abdollahi Azgomi, and M. R. Ebrahimi Dishabi, "An improved influence maximization method for social networks based on genetic algorithm," Phys. A Stat. Mech. its Appl., vol. 586, p. 126480, 2022, doi: 10.1016/j.physa.2021.126480.

[14] Q. He, Y. Lv, X. Wang, M. Huang, and Y. Cai, "Reinforcement Learning-Based Rumor Blocking Approach in Directed Social Networks," IEEE Syst. J., vol. 16, no. 4, pp. 6457–6467, 2022, doi: 10.1109/JSYST.2022.3159840.

[15] Q. He et al., "Positive opinion maximization in signed social networks," Inf. Sci. (Ny)., vol. 558, pp. 34–49, 2021, doi: 10.1016/j.ins.2020.12.091.

[16] Q. He et al., "Reinforcement-Learning-Based Competitive Opinion Maximization Approach in Signed Social Networks," IEEE Trans. Comput. Soc. Syst., vol. 9, no. 5, pp. 1505–1514, 2022, doi: 10.1109/TCSS.2021.3120421.

[17] Q. He et al., "CAOM: A community-based approach to tackle opinion maximization for social networks," Inf. Sci. (Ny)., vol. 513, pp. 252–269, 2020, doi: 10.1016/j.ins.2019.10.064.

[18] K. Ali, C. Y. Wang, and Y. S. Chen, Leveraging transfer learning in reinforcement learning to tackle competitive influence maximization, vol. 64, no. 8. Springer London, 2022. doi: 10.1007/s10115-022-01696-3.

[19] Y. Li, J. Zhu, J. Jiao, and Q. Zhang, "Competitive Influence Minimization in Multi-Group Social Networks: An Opinion-Based Solution," IEEE Trans. Netw. Sci. Eng., vol. 9, no. 4, pp. 2617–2630, 2022, doi: 10.1109/TNSE.2022.3168042.

[20] Bazdar, G., Abdollahi Azgomi, M.,'a computational model to evaluate the agent of influence operations in online social networks', Electronic and Cyber Defense, vol. 12, no. 1, pp. 89–107, 2024. (In Persian).

[21] Jabbari Lotf, J., Abdollahi Azgomi, M., & Ebrahimi Dishabi, M. R, "A Dynamic Metaheuristic Algorithm for Influence Maximization in Social Networks," vol. 11, no. 2, pp. 57-69, 2023(.In Persian).

[22] Q. He et al., "Multistage Competitive Opinion Maximization With Q-Learning-Based Method in Social Networks," IEEE Trans. Neural Networks Learn. Syst., vol. PP, pp. 1–11, 2024, doi: 10.1109/TNNLS.2024.3387293.

[23] Q. He, X. Wang, Z. Lei, M. Huang, Y. Cai, and L. Ma, "TIFIM: A two-stage iterative framework for influence maximization in social networks," Appl. Math. Comput., vol. 354, pp. 338–352, Aug. 2019.

[24] Q. He et al., "Dynamic opinion maximization framework with hybrid method in social networks," IEEE Trans. Netw. Sci. Eng., vol. 10, no. 1, pp. 441–451, Jan. 2023.

[25] J. F. Nash, "Non-cooperative games," Ann. Math., vol. 54, no. 2, pp. 286–295, 1951.

[26] X. Liu, X. Kong, and P. S. Yu, "Active opinion maximization in social networks," in Proc. 24th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discovery Data Mining, Jul. 2018, pp. 1840–1849.

[27] Sultan, S. A. (2023). Influence of social media on Modern Day Political Culture and Policy Building. International Journal Of Technology And Social Sciences, 1(1), 1-18.