Islamic Azad University , Shiraz Branch
نشریه تحلیل مدارها، داده ها و سامانه ها
Journal of Circuits, Data and Systems Analysis
sanad.iau.ir/journal/jcdsa

برآورد تلفیقی احتمالات تأثیر برای مسأله بیشینه‌سازی گسترش تأثیر در شبکه‌های اجتماعی و کاربرد آن در صنعت برق

سهامه محمدی[۱]، محمد حسین ندیمی شهرکی[۲*]، زهرا بهشتی[۳]، کامران زمانی‌فر[۴]

۱- دانشکده مهندسی کامپیوتر، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران
مرکز تحقیقات کلان داده، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران
mohamadi_sohameh@sco.iaun.ac.ir
۲- دانشکده مهندسی کامپیوتر، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران
مرکز تحقیقات کلان داده، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران
nadimi@iaun.ac.ir
۳- دانشکده مهندسی کامپیوتر، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران
مرکز تحقیقات کلان داده، واحد نجف‌آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، نجف‌آباد، ایران
z-beheshti@iaun.ac.ir
۴- دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران
zamanifar@eng.ui.ac.ir

چکیده: امروزه شبکه‌های اجتماعی آنلاین ارتباط ناگسستنی با زندگی روزمره بسیاری از مردم جهان دارند. کاربرد شبکه‌های اجتماعی در کسب و کارها جهت تبلیغات، بازاریابی، سیستم‌های پیشنهاد دهنده و همچنین در سیستم‌های مدیریت مصرف منابع و انرژی رو به افزایش می‌باشد. یکی از مهم‌ترین مسائل مطرح شده در رابطه با فرایند انتشار اطلاعات در شبکه‌های اجتماعی، مسأله بیشینه‌سازی گسترش تأثیر می‌باشد. در سال‌های اخیر، تحقیق‌هایی برای بهبود کیفیت پیش‌بینی مدل‌های انتشار اطلاعات در این مسأله انجام شده است. طی بررسی‌های انجام شده در مدل‌های موجود، تخمین احتمالات تأثیر کاربران بر روی یکدیگر به طور غیر واقعی محاسبه می‌شود. در این پژوهش با هدف بررسی و بهینه‌سازی فرایند گسترش تأثیر در شبکه‌های اجتماعی، روش جدیدی برای تعیین احتمالات تأثیر در میان کاربران پیشنهاد شده است. این روش تلفیقی از دو رویکرد اصلی محاسبه احتمالات تأثیر شامل بهره‌گیری از جدول لاگ فعالیت و روش یکنواخت مقدار از پیش تعیین شده است. عملکرد روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های مختلفی از شبکه‌های اجتماعی دنیای واقعی با روش‌های رقیب مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفت. نتایج حاصل از آزمایش‌ها نشان می‌دهد روش پیشنهادی می‌تواند باعث افزایش کارایی پیش‌بینی‌های مورد نظر جهت حل مسائل بیشینه‌سازی گسترش تأثیر گردد.

واژه های کلیدی: شبکه‌های اجتماعی، بیشینه‌سازی تأثیر، مدلسازی انتشار اطلاعات، احتمالات تأثیر

Combined Estimating Influence Probabilities for an Influence Maximization Problem in Social Networks and Its Application in the Power Industry

Sohameh Mohammadi[1], Mohammad H. Nadimi-Shahraki[2*], Zahra Beheshti[3], Kamran Zamanifar[4]

[1] Faculty of Computer Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran
Big Data Research Center, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran
mohamadi_sohameh@sco.iaun.ac.ir
[2] Faculty of Computer Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran
Big Data Research Center, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran
nadimi@iaun.ac.ir

* نویسنده مسئول

[3] Faculty of Computer Engineering, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran
Big Data Research Center, Najafabad Branch, Islamic Azad University, Najafabad, Iran
z-beheshti@iaun.ac.ir
[4] Department of Software Engineering, University of Isfahan, Isfahan, Iran
zamanifar@eng.ui.ac.ir

Abstract:
Nowadays, online social networks have an inseparable connection with the daily life of many people in the world. The applications of social networks are increasing in businesses for advertising, marketing, and recommender systems, as well as in resource and energy consumption management systems. One of the most important problems in the information diffusion process of social networks is the influence maximization. In recent years, some research has been conducted to improve the prediction quality of information diffusion models in this problem. In a review of existing models, the influence probabilities among users are estimated unrealistically. In this research, a new method has been proposed to determine the influence probabilities among social network users. This method is a combination of two main approaches in the calculation of influence probabilities, including the use of an action log table and the uniform method with a predetermined value. The performance of the proposed method was evaluated and compared with competitive methods on different real-world social network data sets. The results of the experiments show that the proposed method can increase the efficiency of the predictions in solving the influence maximization problems.
Keywords: Social networks, influence maximization, information diffusion modeling, influence Probabilities

DOI: 00.00000/0000
نوع مقاله: پژوهشی
تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۲/۰۷/۱۷ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۰۹/۱۰ تاریخ چاپ مقاله: ۱۴۰۲/۰۹/۲۸

۱- مقدمه

در حال حاضر، شبکه‌های اجتماعی آنلاین آنچنان نقش و جایگاه مهمی در جنبه‌های مختلف زندگی مردم پیدا کرده است که زندگی بدون آن‌ها دشوار است [۱]. یک شبکه اجتماعی، ساختاری متشکل از افراد یا شرکت‌ها و ارتباطات اجتماعی بین آن‌ها می‌باشد. بر اساس نوع شبکه، ارتباطات مختلف بین اعضای شبکه می‌تواند بیانگر رابطه‌های دوستی، همکاری، پیروی، ارتباط علمی، دشمنی، رقابت یا سایر موارد باشد [۲, ۳]. امروزه با فراگیر شدن و توسعه شبکه‌های اجتماعی، حجم بسیار کلانی از داده‌ها فراهم شده است که تجزیه و تحلیل آن‌ها می‌تواند در شناخت خصوصیات شبکه‌های اجتماعی و اثرات آن‌ها بر روابط بین افراد و پاسخگویی به بسیاری از سؤال‌های آموزشی، اقتصادی، سیاسی، فرهنگی و اجتماعی کمک کننده باشد. پاسخگویی به این نوع سؤالات مستلزم پردازش مجموعه داده‌های شبکه‌های اجتماعی و استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین و داده‌کاوی برای استخراج دانش و الگوهای پنهان از مجموعه داده‌ها می‌باشد [۴, ۵]. از اینرو در سال‌های اخیر تحلیل شبکه‌های اجتماعی به عنوان یک زیر شاخه از علم داده مورد توجه بسیاری از محققان قرار گرفته است. در تحلیل شبکه‌های اجتماعی برای نمایش هر شبکه از ساختار گراف استفاده می‌شود. در این گراف مجموعه گره‌ها[1] نشان‌دهنده کاربران و مجموعه یال‌ها[2] بیانگر ارتباطات بین آن‌ها می‌باشند [۶, ۷].

تحلیل شبکه‌های اجتماعی از جنبه‌های متنوعی می‌تواند مورد بررسی قرارگیرد. بنابراین حوزه‌های تحقیقاتی مختلفی در این زیرشاخه گسترش یافته است که از جمله می‌توان به گسترش تأثیر[3] [۸]، تبلیغات و تحلیل بازار [۹]، پیش‌بینی ارتباط[4] [۱۰] و تشخیص انجمن[5] [۱۱] اشاره نمود. بهینه‌سازی گسترش تأثیر یکی از حوزه‌های تحقیقاتی مهم و در حال رشد در تحلیل شبکه‌های اجتماعی می‌باشد. در حوزه بهینه‌سازی گسترش تأثیر، ابتدا لازم است تعداد کاربران فعال شده اولیه که به عنوان مجموعه هسته[6] نام‌گذاری می‌گردند در شروع فرایند گسترش انتشار تأثیر مشخص شوند. در ادامه فرایند، کاربران فعال این مجموعه بر کاربران دیگر شبکه تأثیر گذاشته و منجر به فعال شدن سایر کاربران و گسترش انتشار اطلاعات می‌گردند. در نهایت، گسترش مورد انتظار یا پوشش شبکه که نشان‌دهنده تعداد کاربران فعال شده مورد انتظار در انتهای فرایند گسترش تأثیر می‌باشد تعیین می‌شود [۱۲]. با توجه به کاربرد شبکه‌های اجتماعی می‌توان توابع هدف متفاوتی برای بهینه‌سازی گسترش تأثیر مشخص نمود. یکی از مهم‌ترین اهداف در بهینه‌سازی گسترش، پیدا کردن مجموعه هسته اولیه با یک بودجه محدود و تحت یک مدل انتشار اطلاعات[7] معین می‌باشد به طوریکه این مجموعه حداکثر گسترش یا پوشش مورد انتظار را در شبکه ایجاد نماید. این مسأله به عنوان بیشینه‌سازی گسترش تأثیر نام‌گذاری شده است [۶, ۱۳].

کاربردهای گوناگونی [۱۴, ۱۵] برای مسأله بیشینه‌سازی گسترش تأثیر در شبکه‌های اجتماعی می‌توان ارائه کرد. به عنوان نمونه از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان به ذکر کاربرد در صنعت برق کشور اشاره نمود.

[1] Nodes
[2] Edges
[3] Influence propagation
[4] Link prediction
[5] Community detection
[6] Seed set
[7] Information diffusion model

این صنعت در ماه‌های گرم سالیان اخیر با چالش مصرف زیاد برق توسط مشترکین خانگی و تجاری مواجه بوده که منجر به قطعی‌های گسترده برق یا کاهش زمان کار ادارات و کارخانجات گردیده است. شرکت برق در راستای فرهنگ‌سازی و جلب مشارکت شهروندان در مدیریت مصرف برق می‌تواند از ظرفیت‌های فضای مجازی و روش‌های نوینی مانند بازاریابی ویروسی[1] در بستر شبکه‌های اجتماعی استفاده کند. در این روش، اطلاع رسانی اصول صحیح بهره‌وری انرژی بر اساس گروهی منتخب از مشتریان در یک شبکه اجتماعی که بیشترین تأثیر در انتشار اطلاعیه ها و فرهنگ‌سازی مصرف برق را داشته باشند تکیه خواهد داشت. در این راستا یک فرد پس از دریافت آموزش‌های لازم، از طریق ارتباطات شبکه‌ای، تجربیات خود در این زمینه را با سایر دوستان به اشتراک می‌گذارد. با توجه به اینکه یکی از عوامل مهم تأثیرگذار در نگرش افراد جهت رعایت اصول صحیح بهره‌وری انرژی، دریافت توصیه از دوستان مورد اعتماد است؛ لذا این روش کارایی و اثرگذاری بالایی در کاهش هزینه‌ها و توسعه فرهنگ مصرف صحیح انرژی برق در میان آحاد جامعه خواهد داشت. با وجود اینکه این روش در سال‌های اخیر مورد توجه بسیاری از شرکت‌های خدماتی در سطح بین‌المللی قرار گرفته [۱۶, ۱۷]، اما متاسفانه در کشور ما به دلیل عدم آشنایی به‌طور مناسب به‌کار گرفته نشده است. در این مقاله به ارائه روشی نوین در جهت بهبود عملکرد مدل‌های کاربردی انتشار اطلاعات برای بیشینه‌سازی گسترش تأثیر پرداخته می‌شود.

یکی از پارامترهای مهم و بنیادی در مدل‌سازی فرایند انتشار اطلاعات، احتمال تأثیر[2] یک کاربر بر روی کاربر دیگر می‌باشد. طی بررسی‌های انجام شده در مدل‌های انتشار اطلاعات موجود، تخمین احتمالات تأثیر کاربران بر روی یکدیگر به طور غیر واقعی محاسبه می‌گردد. در این پژوهش به منظور سازگار نمودن رابطه‌های محاسبه احتمالات تأثیر با کاربردهای دنیای واقعی، روش جدیدی برای تعیین احتمالات تأثیر در میان کاربران شبکه اجتماعی ارائه شده است. این روش تلفیقی از دو رویکرد اصلی محاسبه احتمالات تأثیر است. در رویکرد اول به دلیل نبود دانش و اطلاعات لازم در شبکه، کلیه احتمالات تأثیر برابر با مقداری از پیش مشخص شده به طور یکنواخت در نظر گرفته می‌شوند؛ در حالی که در رویکرد دوم، با وجود دانش و اطلاعات لازم در شبکه و با بهره‌گیری از جدولی موسوم به لاگ فعالیت، فرایند یادگیری احتمالات تأثیر میان کاربران محاسبه می‌شود.

در ادامه ساختار مقاله بدین شرح تنظیم شده است. در بخش ۲ به مرور ادبیات و پیشینه پژوهش پرداخته شده است. در بخش ۳ روش پیشنهادی با جزئیات ارائه شده است. سپس در بخش ۴ روش پیشنهادی از طریق طراحی آزمایشات مختلف و پیاده‌سازی آن‌ها بر روی شبکه‌های اجتماعی دنیای واقعی مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفته است. در نهایت بخش ۵ به بحث و نتیجه‌گیری اختصاص دارد.

۲- ادبیات و پیشینه پژوهش

مسأله بیشینه‌سازی گسترش تأثیر، برای بهبود در عملکرد بازاریابی ویروسی برای اولین بار توسط دومینگوس و ریچاردسون [۶, ۱۸] در بستر شبکه‌های اجتماعی مطرح گردید. هدف از حل این مسأله، تعیین یک زیرمجموعه کوچک از کاربران یک شبکه اجتماعی در شروع فرآیند انتشار اطلاعات است به نحوی که در شبکه، بیشترین میزان گسترش تأثیر منطبق بر اهداف بازاریابی ایجاد شود. لازم به ذکر است که اندازه مجموعه اولیه کاربران با توجه به محدودیت‌های بودجه تبلیغات کسب و کارها مقداری ثابت است که به صورت از پیش تعریف شده، به عنوان ورودی مسأله داده خواهد شد. در تحقیقات دومینگوس و ریچاردسون [۶, ۱۸] مدل‌سازی مسأله بیشینه‌سازی گسترش تأثیر، با استفاده از میدان تصادفی مارکوف انجام شده است. علی‌رغم اینکه روش ارائه شده توسط آن‌ها قادر به حل این مسأله و بالطبع افزایش قابل توجه سود کسب و کار در بازار هدف می‌باشد، اما در مدل‌سازی انجام شده نحوه تأثیرگذاری کاربران شبکه اجتماعی بر روی همدیگر و همچنین نحوه گسترش انتشار اطلاعات به وضوح تعیین نشده است.

مدل‌های انتشار اطلاعات به مدل‌سازی چگونگی انتشار تأثیر، اخبار و عقاید در بستر شبکه‌های اجتماعی می‌پردازد. در این مدل‌ها بررسی میزان تأثیر افراد منتخب جهت انتشار اطلاعات در جامعه ممکن می‌گردد [۱۹, ۲۰]. به طورکلی برای گسترش تأثیر، مدل‌های انتشار اطلاعات را می‌توان به دو نوع مدل‌های متقارن[3] و پیش‌رونده[4] طبقه‌بندی کرد. در هر دو طبقه، وضعیت هر کاربر در یک شبکه اجتماعی به صورت فعال به معنی پذیرش تأثیر و یا غیر فعال به معنی عدم پذیرش تأثیر در نظر گرفته می‌شود. در مدل‌های متقارن، فرض بر این است که اگر فردی تأثیر را پذیرفت، ممکن است این تأثیر در او پایدار نباشد، بنابراین کاربران شبکه می‌توانند از حالت غیرفعال به فعال و یا بر عکس تغییر حالت دهند. اما در مدل‌های پیش‌رونده، کاربران تنها می‌توانند از حالت غیر فعال به حالت فعال تغییر وضعیت دهند و این تأثیر در آن‌ها پایدار خواهد بود. در بیشتر کاربردهای دنیای واقعی مدل‌های پیشرونده برای تشریح نحوه انتشار اخبار گزینه مناسب‌تری هستند [۲۱, ۲۲]. لذا تمرکز این پژوهش بر روی مدل‌های انتشار پیش‌رونده می‌باشد. در ادامه به معرفی تعدادی از مدل‌های انتشار مطرح برای مدل کردن فرایند پخش اطلاعات می‌پردازیم.

اولین تعریف رسمی از مسأله بیشینه‌سازی گسترش تأثیر در یک شبکه اجتماعی توسط کمپ و همکاران [۱۹] به عنوان یک مسأله بهینه‌سازی گسسته و بر مبنای مدل‌های انتشار اطلاعات ارائه شد. همچنین آن‌ها اثبات نمودند که مسأله بیشینه‌سازی گسترش تأثیر در حالت کلی جزء مسائل اِن‌پی‌سخت[5] می‌باشد. یکی از معروف‌ترین مدل‌های انتشار اطلاعات، مدل آبشاری مستقل[6] است که توسط کمپ

[1] Viral marketing
[2] Influence probability
[3] Symmetric
[4] Progressive
[5] NP-hard
[6] Independent Cascade (IC) Model

و همکاران [۱۹] ارائه گردید. در این مدل، کاربران در یکی از دو حالت فعال یا غیر فعال قرار دارند. همچنین به هر کاربر فعال، احتمالی برای فعال کردن هریک از همسایه‌های غیرفعالش اختصاص داده می‌شود. اگر کاربر u یکی از همسایگان غیرفعال کاربر w باشد، احتمال موفقیت کاربر w در فعالسازی u با $P_{w,u}$ نشان داده می‌شود. در مدل آبشاری مستقل، فعال شدن یک کاربر غیرفعال، مستقل از فعالیت‌های گذشته دیگر کاربران فعال بر روی این کاربر می‌باشد. فرایند انتشار تأثیر با فعال کردن مجموعه اولیه از کاربران آغاز می‌شود. وقتی که کاربر w در گام زمانی گسسته t فعال می‌شود، آنگاه برای فعال کردن هر همسایه غیرفعال خود یک فرصت خواهد داشت. اگر چند کاربر فعال به طور همزمان بخواهند کاربر u را فعال کنند، یک جایگشت تصادفی از آن‌ها انتخاب و بر اساس این جایگشت فرایند فعالسازی انجام می‌شود. مدل حد آستانه خطی[1] [۱۹]، یکی دیگر از مدل‌های انتشار اطلاعات معروف و پایه‌ای است که در آن کاربران در یکی از دو حالت فعال یا غیر فعال قرار دارند. هر کاربر غیرفعال u از هرکاربر همسایه خود w به مقدار وزن $b_{u,w}$ تأثیر می‌گیرد مشروط به آنکه فرمول زیر برقرار باشد:

$$\sum_{w \text{ neighbor of u}} b_{u,w} \leq 1 \qquad (۱)$$

مجموع وزن تأثیری که همسایگان کاربر u باید رأی فعالسازی برای این کاربر اعمال کنند با مقدار حد آستانه θ_u نشان داده می‌شود. این حد آستانه به صورت تصادفی از توزیع یکنواخت پیوسته در بازه [۰،۱] انتخاب می‌شود. در مدل حد آستانه خطی فرایند انتشار تأثیر بدین‌گونه شروع می‌شود که یک مجموعه اولیه از کاربران فعال انتخاب می‌شود در حالیکه مابقی کاربران شبکه غیرفعال می‌باشند. فرایند انتشار اطلاعات در گام‌های زمانی گسسته t انجام می‌شود که در هر گام کل کاربرانی که در گام زمانی قبلی فعال بوده‌اند فعال خواهند ماند و کاربرانی که مجموع وزنی تأثیر همسایگان فعال بر آن‌ها بیشتر از حد آستانه θ_u باشند به مجموعه کاربران فعال اضافه می‌شوند. با این توضیحات رابطه فعال‌سازی برای کاربر u عبارت است از:

$$\sum_{\text{w active neighbor of u}} b_{u,w} \geq \theta_u \qquad (۲)$$

مدل آبشاری عمومی[2] [۱۹] مشابه آبشاری مستقل است با این تفاوت که در آن سابقه فعالیت‌های کاربران فعال دیگر بر یک کاربر غیرفعال نادیده گرفته نمی‌شود. اگر S مجموعه کاربران فعال با تلاش‌های ناموفق جهت فعال‌سازی کاربر u باشند آنگاه احتمال فعال‌سازی موفق u توسط کاربر فعال w برابر با تابع افزایشی $p_u(w,S)$ است. مدل آستلنه عمومی[3] [۱۹] تعمیمی از مدل حد آستانه خطی است. در مدل حد آستانه خطی، تابع فعالسازی برابر با مجموع وزن‌های تأثیر همسایگان فعال کاربر u در نظرگرفته شده است. در مدل حد آستانه عمومی، این تابع تأثیر به صورت کلی‌تر تعریف می‌شود. به عبارت دقیق‌تر فعال شدن کاربر u وابسته به یک تابع تأثیر یکنواخت دلخواه $f_u(S)$ در بازه [۰،۱] است که در آن S مجموعه همسایگان فعال u هستند. فرایند انتشار در مدل حد آستانه عمومی، مشابه مدل حد آستانه خطی است با این تفاوت که شرط فعال‌سازی به صورت $f_u(S) \geq \theta_u$ تعریف می‌گردد.

همانگونه که از مدل‌های معرفی شده تا به حال مشخص است احتمالات تأثیر نقش مهمی را در مدل‌سازی انتشار اطلاعات ایفا می‌کنند. پژوهشگران در مدل‌های فوق، فرض را بر این گذاشته‌اند که اطلاعات لازم برای مشخص کردن احتمالات تأثیر در اختیار نیست. بنابراین رویکرد آن‌ها در تعیین احتمالات تأثیر در نظر گرفتن مقادیر از پیش تعیین شده می‌باشد. به عنوان مثال، کمپ و همکاران برای مدل آبشاری مستقل [۱۹]، مقدار احتمالات تأثیر بین دو کاربر را مقادیر ثابت ۱٪ تا ۱۰٪ در نظر گرفتند. اما طیف قابل توجهی از شبکه‌های اجتماعی وجود دارد که اطلاعات لازم برای یادگیری احتمالات تأثیر در میان کاربران شبکه ثبت شده است. در اینگونه موارد، عدم استفاده از این اطلاعات باعث کاهش دقت پیش‌بینی مدل‌های انتشار اطلاعات می‌گردد. از اینرو گویال و همکاران [۲۳] رویکرد دیگری را برای به‌دست آوردن احتمالات تأثیر بر مبنای لاگ فعالیت کاربران معرفی نمودند. بدین منظور، مدل انتشار اطلاعات مورد نظر آن‌ها حالتی از مدل حد آستانه عمومی است، که در آن تابع تأثیر برای هر کاربر u مبتنی بر احتمالات تأثیر همه کاربران فعال همسایه آن تعیین می‌شود. به صورت جزئی‌تر، فعالسازی کاربر u در صورتی که $p_u(S) \geq \theta_u$ باشد با موفقیت انجام می‌شود. در این رابطه، θ_u حد آستانه فعالسازی و $p_u(S) = 1 - \prod_{w \in S}(1 - p_{w,u})$ است که به صورت تصادفی در بازه [۰،۱] انتخاب می‌گردد.

با توجه به رویکرد پیشنهاد شده توسط گویال و همکاران [۲۳]، پژوهش‌هایی به ارائه مدل‌های انتشار اطلاعاتی مبتنی بر یادگیری احتمالات تأثیر پرداخته‌اند. به عنوان نمونه، حسینی‌پزوه و همکاران [۲۴] مدل انتشار آبشاری آگاه از علامت با گره‌های مسدودشونده[4] که در ادامه به طور خلاصه شده اِس‌سی‌بی[5] نامیده می‌شود، معرفی کردند. مدل انتشار اِس‌سی‌بی تعمیم‌یافته، مدل آبشاری مستقل است و در طبقه مدل‌های پیش‌رونده قرار دارد. در این مدل، کاربران علاوه بر حالت‌های فعال و غیرفعال ممکن است در حالت مسدود قرار گیرند. کاربر مسدود، کاربری است که تأثیر را می‌پذیرد اما آن را به دیگر اعضای شبکه ارسال نمی‌کند. در این مدل، هنگامی که کاربر w فعال می‌گردد برای فعال‌سازی هر یک از همسایگان غیرفعال u خود یک فرصت خواهد داشت. اگر w ارتباط مثبت با u داشته باشد، سعی می‌کند تا آن کاربر را فعال نماید. اما در صورت وجود ارتباط منفی w نسبت به u، سعی می‌کند تا آن کاربر را مسدود نماید. اگر یک کاربر غیرفعال به طور همزمان توسط چند کاربر فعال برای فعال یا مسدود

[1] Linear threshold Model
[2] General Cascade Model
[3] General threshold Model
[4] Sign-aware cascade including blocking nodes
[5] SC-B

شـدن تحت تأثیر قرار گیرد، با انتخاب یک جایگشـت تصـادفی از این کاربران تأثیر به ترتیب اعمال می‌گردد.

اگرچه مدل‌های انتشـار اطلاعات مختلفی برای بیشـینه‌سـازی گسـترش تأثیر در شـبکه‌های اجتماعی تعریف و تعمیم داده شـده‌اند که به برخی از آن‌ها اشـاره گردید، اما نحوه محاسـبه احتمالات تأثیر بر عملکرد این مدل‌ها به شـدت مؤثر اسـت. دو رویکرد فعلی محاسـبات احتمالات تأثیر از جمله عواملی اسـت که باعث شـده هنوز مدل‌های انتشار اطلاعات، دقت لازم را در پیش‌بینی‌های خود نداشته باشند. در بخش بعدی به ارائه روشـی در تعیین احتمالات تأثیر جهت بهبود عملکرد مدل‌های انتشار اطلاعات پرداخته می‌شود.

۳- روش پیشنهادی

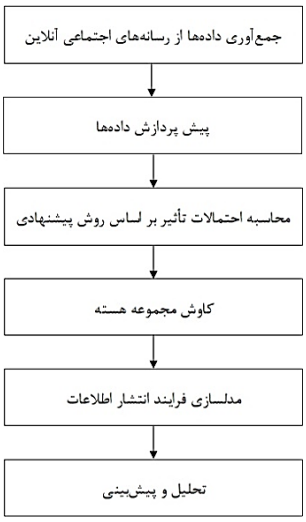
کلیه مدل‌های انتشـار اطلاعات برای مدل‌سـازی مسأله بیشـینه‌سـازی گسـترش تأثیر در شـبکه‌های اجتماعی بر اسـاس پارامتری کلیدی و پایه‌ای به نام احتمال تأثیر بنیاد نهاده شـده‌اند. احتمال تأثیر میزان تأثیرگذاری یک کاربر شبکه بر کاربر دیگر را در صورت وجود ارتباط در فرایند گسترش تأثیر نشان می‌دهد. در واقع، برای شبکه‌های اجتماعی که در آن ارتباطات جهت‌دار هستند یک احتمال تأثیر تعریف می‌گردد. تاکنون تحقیق‌های قابل توجهی برای بهبود کیفیت پیش‌بینی مدل‌های انتشـار اطلاعات در مسأله‌ی بیشـینه‌سـازی گسـترش تأثیر انجام شـده اسـت. با توجه به بررسـی‌های انجام شـده در مدل‌های انتشـار اطلاعات موجود، تخمین احتمالات تأثیر کاربران بر روی یکدیگر دقیق و درسـت انجام نشـده اسـت که این امر منجر به کاهش چشـمگیر کیفیت پیش‌بینی مدل‌های انتشـار می‌گردد. در این مدل‌ها تعیین احتمالات تأثیر بر مبنای دو رویکرد اصلی شامل عدم وجود اطلاعات [۱۹, ۲۱] یا وجود اطلاعات [۲۳, ۲۴] لازم در شـبکه‌های اجتماعی صـورت گرفته اسـت. با توجه به رویکردهای ارائه شده همانگونه که مشخص است در صورتی که اطلاعات لازم از فعالیت کاربران شبکه‌های اجتماعی موجود باشد، استفاده از رویکرد اول باعث کاهش دقت در پیش‌بینی‌های انجام شـده می‌گردد. از طرف دیگر در شـبکه‌های بزرگ اسـتفاده از اطلاعات جدول لاگ فعالیت باعث می‌گردد که تعداد قابل توجهی از احتمالات تأثیر بین کاربران مقداری ناچیز و نزدیک به صـفر محاسـبه گردد. بنابراین ارائه رویکرد جدیدی که در آن دو رویکرد قبلی با یکدیگر ترکیب می‌گردند باعث می‌شـود که نقاط ضـعف یکدیگر را برطرف و دقت پیش‌بینی به طور قابل ملاحظه‌ای بهبود یابد.

شکل (۱) حاکی از یک ساختار سلسله مراتبی است که به‌کارگیری روش پیشـنهادی در حل یک مسأله بیشـینه‌سـازی گسـترش تأثیر در شـبکه‌های اجتماعی را نشـان می‌دهد. همانگونه که در این سـاختار مشاهده می‌شود، محاسبه احتمالات تأثیر بر اساس روش پیشـنهادی بعد از مراحل جمع‌آوری و پیش‌پردازش داده‌های شـبکه اجتماعی و قبل از مراحل کاوش مجموعه هسـته و مدل‌سـازی فرایند انتشـار اطلاعات قرار می‌گیرد.

در روش پیشـنهادی، محاسـبه احتمالات تأثیر برای ارتباطاتی در جدول لاگ فعالیت که اطلاعات کافی برای محاسـبه احتمالات تأثیر وجود ندارد، مقدار ثابت از پیش تعیین شـده (به عنوان احتمال تأثیر حداقلی) در نظر گرفته می‌شـود. اما در حالتی که جدول لاگ فعالیت، اطلاعات کافی برای محاسبه احتمالات تأثیر در بر دارد از این اطلاعات به شـرح زیر جهت تعیین احتمالات تأثیر اسـتفاده می‌شـود. در روش مبتنی بر جدول لاگ فعالیت، یادگیری احتمالات تأثیر بین کاربران با توجه به شـبکه‌های اجتماعی معمولی[1] یا شـبکه‌های اجتماعی علامت‌دار[2] محاسبه می‌شود. شبکه‌های اجتماعی معمولی تنها بر اساس روابط اعتماد پایه‌گذاری شـده‌اند. یادگیری احتمال تأثیر برای مدل‌های انتشـار منطبق بر این نوع از شـبکه‌ها با اسـتفاده از برآورد ماکسـیمم درست‌نمایی در توزیع برنولی مطابق (۳) محاسبه می‌گردد [۲۳]:

$$p_{w,u} = \frac{N_{A_{w,u}}}{N_{A_w}} \quad (۳)$$

که صورت کسر، نشان دهنده تعداد عملیات‌هایی است که کاربر u با الهام گرفتن از کاربر w انجام داده و مخرج کسـر برابر تعداد کل عملیات‌های انجام شده توسط کاربر w است. از آنجایی که شبکه‌های اجتماعی علامت‌دار دارای هر دو روابط اعتماد و عدم اعتماد اسـت، از اینرو لازم اسـت برای این مدل انتشـار اطلاعات (منطبق بر آن‌ها)، دو نوع احتمال تأثیر مثبت و احتمال تأثیر منفی محاسبه گردد.



شکل (۱): مراحل حل مسأله بیشینه‌سازی گسترش تأثیر در شبکه‌های اجتماعی

جدول (۱): مشخصات آماری مجموعه داده‌ها

مشخصات	بیت‌کوین OTC	بیت‌کوین Alpha
تعداد گره‌ها	۳۷۸۳	۵۸۸۱
تعداد یال‌ها	۲۴۱۸۶	۳۵۵۹۲

[1] Typical social networks (TSN)

[2] Signed social networks (SSN)

در شـــبکه‌های اجتماعی علامت‌دار چنانچه رابطه بین دو کاربر بر پایه اعتماد باشد، احتمال تأثیر مثبت و در صورتی که روابط بین آن‌ها از نوع عدم اعتماد باشـــد، احتمال تأثیر منفی مطرح می‌گردند. این دو نوع احتمالات تأثیر، بر اساس (۴-۵) محاسبه می‌شوند [۲۵]:

$$p^{+}_{w,u} = \frac{N_{A_{w,u}}}{N_{A_w}} \quad (۴)$$

$$p^{-}_{w,u} = \frac{N'_{A_{w,u}}}{N_{A_w}} \quad (۵)$$

که در (۵) صورت کسر، نشان‌دهنده تعداد عملیات‌هایی است که توسط کاربر w انجام شده، اما پس از آن توسط کاربر u دنبال نشده است. در شکل (۲) شبه‌کد مربوط به روش پیشنهادی ارائه شده است.

۴- پیاده‌سازی و ارزیابی

در این بخش به ارزیابی روش‌های موجود و پیشـــنهادی در تعیین احتمالات تأثیر پرداخته می‌شود. برای مقایسه، از مدل‌های مبتنی بر انتشار آبشاری شامل مدل آبشاری مستقل [۱۹] و مدل آبشاری آگاه از علامت با گره‌های مسدود شونده [۲۴] استفاده شده است. ارزیابی تمامی مدل‌های انتشـــار اطلاعات منطبق بر روش‌های موجود و پیشـــنهادی این مطالعه با زبان برنامه نویسی پایتون و با سیســـتم کامپیوتر شخصی با مشخصات پردازنده Intel Core i7- 3.4 GHz، حافظه موقت ۸ گیگابایت و ســـیســـتم عامل ویندوز ۱۰، ۶۴ بیتی پیاده‌سازی شده‌اند. برای ارزیابی‌ها از دو مجموعه داده شبکه اجتماعی واقعی بیت‌کوین OTC و بیت‌کوین Alpha [۲۶, ۲۷] اســـتفاده شـــده است. این مجموعه داده‌ها، شبکه‌های اجتماعی علامت‌داری هستند که در پلتفرم تجزیه و تحلیل شبکه استنفورد منتشر شده‌اند. این شبکه‌ها در برگیرنده معاملات بیت‌کوین افرادی اســـت که بر روی پلتفرم‌های بیت‌کوین OTC و Alpha انجام شـــده اســـت. از آنجایی که کاربران بیت‌کوین ناشناس هستند، برای جلوگیری از تراکنش با کاربران متقلب و پرخطر، نیاز به حفظ سابقه شهرت کاربران وجود دارد. بدین منظور اعضـــای بیت‌کوین OTC و Alpha یکدیگر را با نمره‌ای از ۱۰- (بی‌اعتمادی کامل) تا ۱۰+ (اعتماد کامل) رتبه بندی می‌کنند. مشخصات آماری مربوط به مجموعه داده‌های این دو شبکه در جدول (۱) نشان شده است. با توجه به اینکه مدل آبشاری مستقل تنها بر اســـاس روابط اعتماد پایه‌گذاری شـــده، تنها روابطی که دارای نمرات مثبت هســـتند لحاظ می‌گردند و روابط عدم اعتماد در این مجموعه داده‌ها نادیده گرفته می‌شوند.

به منظور انجام فرایند ارزیابی، لاگ فعالیت کاربران در هر مجموعه داده شبکه‌های اجتماعی بر اساس اولویت زمانی به دو قسمت مجموعه آموزش و مجموعه آزمایش تقســـیم می‌گردد. از مجموعه داده آموزش جهت یادگیری احتمالات تأثیر بین کاربران در مدل‌های انتشـــار اطلاعات استفاده شده است. این مجموعه شامل ۸۰٪ ابتدایی قسمت نمرات ارزیابی کابران از یکدیگر می‌باشـــد. علاوه بر این مجموعه داده آزمایش برای تعیین اینکه کدام یک از روش‌های مربوط به نحوه انتشار تأثیر در شبکه‌های اجتماعی نسبت به دیگری توانمندی بالاتری جهت پیش‌بینی کردن پذیرش تأثیر در بین کاربران را دارد. این مجموعه شامل ۲۰٪ پایانی قسمت نمرات مجموعه داده است. لازم به ذکر است که در محاســـبات احتمالات تأثیر زمان ایجاد روابط در بین کاربران هم لحاظ گردیده اســـت. به بیان دیگر، هنگام نمره‌دهی کاربران به یکدیگر در محاسبات لحاظ می‌شود که نمره‌دهی بعد از زمان تشکیل شدن اولین رابطه بین آن‌ها باشد و در غیر این صورت به‌کار برده نمی‌شود.

کلیه آزمایشـــات با انتخاب تصـــادفی مجموعه کاربران اولیه با اندازه‌های ۳، ۶، ۹، ۱۲، ۱۵، ۱۸، ۲۱ و ۲۴ جهت شـــبیه‌ســـازی فرایند انتشـار تأثیر در مدل‌های انتشـار اطلاعات انجام می‌شـود. علاوه بر این، پارامترهای θ_p، θ_p^+ و θ_p^- مربوط به حدود آســـتانه احتمالات تأثیر مسأله برای هر دو شبکه OTC و Alpha در دو حالت شامل صفر یا برابر با ۰/۱ لحاظ شده است. در حالت اول، پارامترهای α، α^+ و α^- برای هر دو شبکه با احتمال تأثیر ۰/۰۱ تا احتمال تأثیر ۰/۰۷ با فواصل ۰/۰۲ در نظر گرفته شده که به ترتیب با نمادهای $P1$ تا $P4$ در ارزیابی روش پیشـنهادی مشـخص شـده اسـت. در حالت دوم احتمالات تأثیر مشمول با ۰/۱ جایگزین می‌گردند که با نماد $P5$ نشان داده شده است.

هدف از شـبیه‌سـازی‌ها، پیش‌بینی رفتار آینده کاربران در مجموعه داده آزمایش می‌باشـــد. برای تحلیل نتایج و ارزیابی کارایی روش پیشـــنهادی از معیارهای دقت[1]، فراخوانی[2] و امتیاز اِف[3] [۲۴] که ســـه معیار ارزیابی معروف در حوزه علم داده‌ها هستند، استفاده شده است. از آنجایی که مجموعه کاربران اولیه به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند، آزمایشـــات برای هر مجموعه کاربر اولیه ۱۰ بار تکرار می‌گردد. نتایج ارزیابی بر روی مجموعه داده‌های بیت‌کوین OTCو Alpha در جداول (۵-۲) نشان داده شده است. در شکل (۳) مقایسه روش پیشنهادی با روش‌های پیشین بر اساس معیار ارزیابی میانگین امتیاز اِف ارائه شده اســت. با توجه به این نتایج، در هر دو مدل انتشـار اطلاعات آبشـاری مستقل و مدل آبشاری آگاه از علامت با گره‌های مسدود شونده بدترین عملکرد در پیش‌بینی پذیرش تأثیر در میان کاربران بر مبنای هر ســـه معیار دقت، فراخوانی و امتیاز اِف مربوط به روشـــی اســـت که مقادیر احتمالات تأثیر تنها مبتنی بر لاگ فعالیت کاربران باشـد. از طرفی این نتایج بیانگر آن است که در روش پیشـنهادی برای ارتباطاتی در جدول لاگ فعالیت کاربران که اطلاعات لازم برای محاســـبه احتمالات تأثیر وجود ندارد، اعمال مقدار ثابت احتمال تأثیر حداقلی به صـورت کنترل شـده و بر اسـاس نوع و کاربردهای خاص شـبکه‌های اجتماعی دارای اهمیت قابل توجهی اســـت و موجب بهبود قدرت پیش‌بینی مدل‌های انتشار اطلاعات در شبکه اجتماعی می‌گردد.

[1] Precision
[2] Recall
[3] F-score

۵- نتیجه‌گیری

در این پژوهش برای بهبود کیفیت پیش‌بینی‌های مدل‌های انتشار اطلاعات در مسأله بیشینه‌سازی گسترش تأثیر، روش جدیدی جهت تعیین احتمالات تأثیر در میان کاربران شبکه اجتماعی ارائه شد. روش جدید حاصل ترکیب دو رویکرد اصلی در محاسبه احتمالات تأثیر است. رویکرد اول با نبود دانش لازم در شبکه، احتمالات تأثیر را برابر با مقداری از پیش تعیین شده و برابر در نظر می‌گیرد، در حالیکه در رویکرد دوم، با وجود دانش لازم در شبکه و با بهره‌گیری از جدول لاگ فعالیت فرایند یادگیری احتمالات تأثیر میان کاربران محاسبه می‌شود. با توجه به رویکردهای ارائه شده همانگونه که مشخص است چنانچه اطلاعات فعالیت کاربران شبکه‌های اجتماعی موجود باشد، استفاده از رویکرد اول منجر به کاهش دقت در پیش‌بینی‌های انجام شده می‌گردد. از طرف دیگر با به‌کارگیری رویکرد دوم، مشاهده می‌شود که در مجموعه داده‌های مختلف بسیاری از احتمالات تأثیر جفت کاربران به دلیل نبود ارتباط و آشنایی بین آن‌ها مقداری ناچیز و نزدیک صفر به دست می‌آید. لذا با توجه به محدودیت‌های مذکور، ترکیب دو رویکرد می‌تواند باعث بهبود قابل توجهی در دقت پیش‌بینی‌ها گردد. برای بررسی صحت این موضوع، مجموعه‌ای از آزمایشات بر روی دو مدل انتشار اطلاعات معروف و پرکاربرد در ادبیات تحقیق یعنی مدل‌های آبشاری مستقل و آبشاری آگاه از علامت با گره‌های مسدود شونده انجام شد. به این منظور از دو مجموعه داده شبکه اجتماعی واقعی گردآوری شده بر روی پلتفرم بیت‌کوین استفاده شد. مقایسه نتایج با استفاده از سه معیار دقت، فراخوانی و امتیاز اِف صورت گرفته است. بدترین عملکرد در پیش‌بینی پذیرش تأثیر در میان کاربران مربوط به رویکرد تعیین احتمالات تأثیر تنها بر اساس لاگ فعالیت کاربران است. از سوی دیگر نتایج نشان می‌دهد که رویکرد جدید مبنی بر اینکه برای ارتباطاتی که در جدول لاگ فعالیت دانش و اطلاعات لازم برای محاسبه احتمالات تأثیر وجود ندارد، چنانچه به صورت کنترل شده مقداری ثلبت حداقلی به عنوان احتمالات تأثیر جایگزین گردد، موجب بهبود کیفیت پیش‌بینی مدل‌های انتشار اطلاعات در شبکه می‌گردد. جهت مطالعات آینده، از دیدگاه کاربردی، می‌توان با فاصله گرفتن از روش‌های سنتی اطلاع رسانی، روش پیشنهادی را در بیشینه‌سازی گسترش تأثیر پیام‌های اطلاع رسانی شرکت برق در شبکه‌های اجتماعی جهت اصلاح الگوی مصرف برق در فصول گرم سال پیاده‌سازی نمود. این کار نه تنها موجب اصلاح الگوی مصرف برق بین مردم و بالطبع کاهش قطعی‌های برق خواهد شد بلکه با توجه به نقش حیاتی برق در صنعت کشور منجر به رونق کسب و کار و بهبود شاخص‌های اقتصادی کشور می‌گردد.

Algorithm 1: The proposed method to estimate the influence probabilities

Input: $G\ (V, E)$ (a social network directed graph G where V represents a set of users and E represents a set of edges among them); L (users' action log); Network Type (TSN, SSN); θ_p^+ , θ_p^- and θ_p (the acceptable minimum thresholds for the influence probabilities); α^+ , α^- and α (the predetermined minimum values for the influence probabilities)
Output: $G\ (V, E, P)$ (the graph G where the influence probabilities P among all users are determined)

1. **Begin**
2. Generate a time sequence table TST from users' action log L
3. **If** Network Type = "TSN" **then**
4. **For** each edge (w, u) in E
5. Calculate action patterns A_w and $A_{w,v}$ for each user pair that is in TST
6. Calculate the influence probability $P_{w,v}$ by using Eq. (3)
7. **If** $P_{w,v} \leq \theta_p$ **then**
8. $P_{w,v} = \alpha$
9. **End if**
10. **End for**
11. **Else**
12. **For** each edge (w, u) in E
13. Calculate action patterns A_w, $A_{w,v}$ and $A'_{w,u}$ for each user pair that is in TST
14. **If** there exists trust relationship between the users w and u **then**
15. Calculate the positive influence probability $p^+_{w,v}$ by using Eq. (4)
16. **If** $p^+_{w,v} \leq \theta_p^+$ **then**
17. $p^+_{w,v} = \alpha^+$
18. **End if**
19. **else**
20. Calculate the negative influence probability $p^-_{w,v}$ by using Eq. (5)
21. **If** $p^-_{w,v} \leq \theta_p^-$ **then**
22. $p^-_{w,v} = \alpha^-$
23. **End if**
24. **End if**
25. **End for**
26. **End if**
27. **Return** $G\ (V, E, P)$
28. **End**

شکل (۲): شبه کد روش پیشنهادی جهت برآورد احتمالات تأثیر

جدول (۲): مقایسه مدل انتشار IC با احتمالات تأثیر متفاوت در مجموعه داده OTC

امتیاز اِف						فراخوانی						دقت						معیار	
IC	IC(P1)	IC(P2)	IC(P3)	IC(P4)	IC(P5)	IC	IC(P1)	IC(P2)	IC(P3)	IC(P4)	IC(P5)	IC	IC(P1)	IC(P2)	IC(P3)	IC(P4)	IC(P5)	شاخص	#کاربر
۰.۰۱۳	۰.۰۴۹	۰.۰۵۸	۰.۰۷۹	**۰.۰۸۳**	۰.۰۶۸	۰.۰۲۰	۰.۱۳۴	۰.۲۵۵	۰.۴۷۱	۰.۵۵۰	۰.۶۱۴	۰.۰۱۰	۰.۰۳۰	۰.۰۳۳	۰.۰۴۳	۰.۰۴۵	۰.۰۳۶	Avg	۳
۰.۰۴۱	۰.۱۲۴	۰.۱۴۳	۰.۱۴۱	**۰.۱۷۶**	۰.۱۴۵	۰.۰۷۴	۰.۳۱۸	۰.۴۰۰	۰.۶۳۶	۰.۶۸۲	۰.۷۸۶	۰.۰۲۸	۰.۰۷۷	۰.۰۸۷	۰.۰۷۹	۰.۱۰۱	۰.۰۸۰	Max	
۰.۰۹۱	۰.۱۲۴	۰.۱۵۴	**۰.۲۰۴**	۰.۱۷۰	۰.۱۷۱	۰.۰۸۹	۰.۲۱۵	۰.۳۵۰	۰.۵۳۱	۰.۵۶۱	۰.۶۷۰	۰.۰۹۴	۰.۰۸۷	۰.۰۹۹	۰.۱۲۶	۰.۱۰۰	۰.۰۹۸	Avg	۶
۰.۱۹۸	۰.۲۷۰	۰.۳۳۲	**۰.۳۴۰**	۰.۳۱۹	۰.۳۱۶	۰.۱۵۴	۰.۳۵۵	۰.۵۱۳	۰.۶۱۵	۰.۷۱۴	۰.۸۱۸	۰.۲۷۹	۰.۲۱۸	۰.۲۴۵	۰.۲۳۵	۰.۲۰۵	۰.۱۹۶	Max	
۰.۰۷۷	۰.۱۳۱	۰.۱۵۶	**۰.۱۶۳**	۰.۱۵۲	۰.۱۶۲	۰.۰۸۶	۰.۲۶۹	۰.۳۸۱	۰.۴۳۶	۰.۴۹۹	۰.۶۱۶	۰.۰۶۹	۰.۰۸۷	۰.۰۹۸	۰.۱۰۰	۰.۰۹۰	۰.۰۹۳	Avg	۹
۰.۱۹۸	۰.۳۳۵	**۰.۳۹۴**	۰.۳۸۵	۰.۳۷۲	۰.۳۸۱	۰.۱۸۸	۰.۵۰۰	۰.۵۶۲	۰.۶۸۸	۰.۶۷۷	۰.۸۱۲	۰.۲۱۰	۰.۲۵۲	۰.۳۰۳	۰.۲۶۷	۰.۲۵۶	۰.۲۴۹	Max	
۰.۱۵۳	۰.۲۰۰	۰.۲۱۱	۰.۲۱۳	**۰.۲۳۰**	۰.۲۰۸	۰.۱۶۰	۰.۳۶۰	۰.۴۷۴	۰.۶۲۶	۰.۷۱۰	۰.۷۳۶	۰.۱۴۶	۰.۱۳۸	۰.۱۳۶	۰.۱۲۸	۰.۱۳۷	۰.۱۲۱	Avg	۱۲
۰.۲۶۵	۰.۳۰۶	۰.۳۳۵	**۰.۳۶۸**	۰.۳۶۶	۰.۳۶۵	۰.۲۹۸	۰.۵۲۶	۰.۶۶۷	۰.۷۵۰	۰.۸۱۸	۰.۸۵۷	۰.۲۳۸	۰.۲۱۶	۰.۲۲۴	۰.۲۴۴	۰.۲۳۶	۰.۲۳۲	Max	
۰.۱۶۶	۰.۲۳۶	۰.۲۶۲	۰.۲۷۳	۰.۲۷۹	**۰.۲۸۱**	۰.۱۶۷	۰.۳۴۳	۰.۴۴۱	۰.۵۳۱	۰.۶۱۷	۰.۷۰۱	۰.۱۶۶	۰.۱۸۰	۰.۱۸۶	۰.۱۸۴	۰.۱۸۰	۰.۱۷۶	Avg	۱۵
۰.۳۳۸	۰.۴۲۲	۰.۴۷۶	۰.۴۷۶	۰.۴۵۹	**۰.۴۸۴**	۰.۳۲۰	۰.۴۹۷	۰.۵۹۸	۰.۷۰۶	۰.۷۶۵	۰.۸۲۵	۰.۳۵۹	۰.۳۶۷	۰.۳۹۶	۰.۳۵۹	۰.۳۲۸	۰.۳۴۲	Max	
۰.۱۷۸	۰.۲۳۶	۰.۲۷۷	۰.۲۸۱	**۰.۳۱۱**	۰.۳۰۶	۰.۱۷۳	۰.۳۳۱	۰.۴۸۴	۰.۵۶۶	۰.۶۳۷	۰.۷۱۲	۰.۱۸۳	۰.۱۸۳	۰.۱۹۴	۰.۱۸۷	۰.۲۰۶	۰.۱۹۵	Avg	۱۸
۰.۲۵۶	۰.۳۱۰	۰.۳۶۴	۰.۳۷۳	۰.۳۸۶	**۰.۳۸۸**	۰.۲۵۴	۰.۴۳۵	۰.۶۱۲	۰.۷۰۰	۰.۷۸۶	۰.۸۷۵	۰.۲۵۸	۰.۲۴۱	۰.۲۵۹	۰.۲۵۴	۰.۲۵۶	۰.۲۴۹	Max	
۰.۲۱۴	۰.۲۴۵	۰.۲۳۶	**۰.۲۹۷**	۰.۲۷۳	۰.۲۹۵	۰.۲۲۸	۰.۳۸۲	۰.۴۷۵	۰.۵۲۰	۰.۵۹۴	۰.۶۸۱	۰.۲۰۲	۰.۱۸۰	۰.۱۵۷	۰.۲۰۸	۰.۱۷۷	۰.۱۸۸	Avg	۲۱
۰.۴۱۳	۰.۳۶۴	۰.۳۳۴	۰.۵۳۰	۰.۵۳۶	**۰.۵۵۷**	۰.۳۶۴	۰.۵۰۰	۰.۵۴۵	۰.۶۲۵	۰.۷۲۷	۰.۸۱۸	۰.۴۷۷	۰.۲۸۶	۰.۲۴۱	۰.۴۶۰	۰.۴۲۴	۰.۴۲۲	Max	
۰.۲۳۲	۰.۳۱۲	۰.۳۴۷	**۰.۳۸۷**	۰.۳۶۸	۰.۳۵۱	۰.۲۲۲	۰.۴۲۹	۰.۵۵۳	۰.۶۳۴	۰.۶۸۴	۰.۷۲۱	۰.۲۴۴	۰.۲۴۵	۰.۲۵۳	۰.۲۷۸	۰.۲۵۲	۰.۲۳۲	Avg	۲۴
۰.۳۶۱	۰.۴۰۷	۰.۴۵۷	۰.۴۵۴	**۰.۴۵۹**	۰.۴۴۲	۰.۳۴۹	۰.۵۳۳	۰.۶۵۱	۰.۶۸۵	۰.۷۸۲	۰.۸۰۰	۰.۳۷۳	۰.۳۲۹	۰.۳۵۲	۰.۳۴۰	۰.۳۲۵	۰.۳۰۵	Max	
۰.۱۴۱	۰.۱۹۲	۰.۲۱۳	**۰.۲۳۷**	۰.۲۳۳	۰.۲۳۰	۰.۱۴۳	۰.۳۰۸	۰.۴۲۷	۰.۵۳۹	۰.۶۰۷	۰.۶۸۱	۰.۱۳۹	۰.۱۴۱	۰.۱۴۵	۰.۱۵۷	۰.۱۴۸	۰.۱۴۲	رفتار میانگین	
۰.۴۱۳	۰.۴۲۲	۰.۴۷۶	۰.۵۳۰	۰.۵۳۶	**۰.۵۵۷**	۰.۳۶۴	۰.۵۳۳	۰.۶۶۷	۰.۷۵۰	۰.۸۱۸	۰.۸۷۵	۰.۴۷۷	۰.۳۶۷	۰.۳۹۶	۰.۴۶۰	۰.۴۲۴	۰.۴۲۲	بهترین رفتار	
۶	۵	۴	۱	۲	۳													رتبه	

جدول (۳): مقایسه مدل انتشار IC با احتمالات تأثیر متفاوت در مجموعه داده Alpha

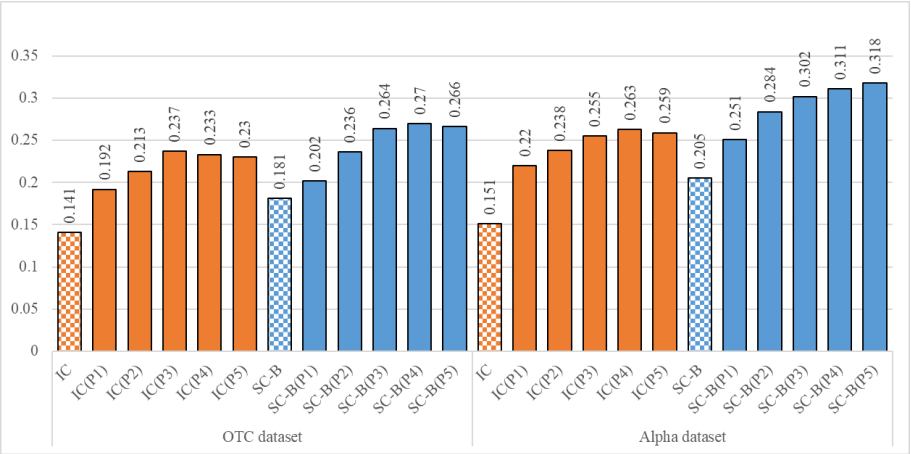
امتیاز اِف						فراخوانی						دقت						معیار	
IC	IC(P1)	IC(P2)	IC(P3)	IC(P4)	IC(P5)	IC	IC(P1)	IC(P2)	IC(P3)	IC(P4)	IC(P5)	IC	IC(P1)	IC(P2)	IC(P3)	IC(P4)	IC(P5)	شاخص	#کاربر
۰.۰۶۹	۰.۰۴۳	۰.۰۶۶	**۰.۰۸۷**	۰.۰۷۸	۰.۰۸۶	۰.۰۸۵	۰.۱۰۴	۰.۲۱۸	۰.۳۹۷	۰.۴۴۱	۰.۵۱۹	۰.۰۵۸	۰.۰۲۷	۰.۰۳۹	۰.۰۴۹	۰.۰۴۳	۰.۰۴۷	Avg	۳
۰.۱۲۶	۰.۱۱۲	۰.۱۷۲	۰.۲۴۱	۰.۱۶۵	**۰.۲۷۶**	۰.۲۰۸	۰.۲۵۰	۰.۴۱۷	۰.۶۲۵	۰.۶۶۷	۰.۷۹۲	۰.۰۹۰	۰.۰۷۲	۰.۱۰۸	۰.۱۴۹	۰.۰۹۴	۰.۱۶۷	Max	
۰.۰۷۷	۰.۱۳۵	۰.۱۳۷	**۰.۱۵۸**	۰.۱۵۷	۰.۱۴۹	۰.۱۰۰	۰.۳۴۰	۰.۴۳۶	۰.۵۳۳	۰.۶۸۰	۰.۷۱۳	۰.۰۶۲	۰.۰۸۴	۰.۰۸۱	۰.۰۹۳	۰.۰۸۹	۰.۰۸۳	Avg	۶
۰.۱۸۹	۰.۲۶۰	۰.۲۵۱	**۰.۲۸۰**	۰.۲۵۵	۰.۲۴۴	۰.۲۴۱	۰.۶۷۸	۰.۷۰۰	۰.۷۳۷	۰.۸۴۶	۰.۸۳۳	۰.۱۵۶	۰.۱۶۱	۰.۱۵۳	۰.۱۷۳	۰.۱۵۰	۰.۱۴۳	Max	
۰.۰۹۷	۰.۱۵۲	۰.۱۵۶	۰.۱۴۳	**۰.۱۶۰**	۰.۱۵۵	۰.۱۰۶	۰.۲۸۲	۰.۴۰۱	۰.۴۳۲	۰.۶۴۶	۰.۷۲۴	۰.۰۹۰	۰.۱۰۴	۰.۰۹۷	۰.۰۸۶	۰.۰۹۱	۰.۰۸۷	Avg	۹
۰.۲۲۷	۰.۳۱۵	۰.۳۴۳	**۰.۳۹۰**	۰.۳۷۰	۰.۳۵۷	۰.۲۰۸	۰.۴۸۵	۰.۵۷۶	۰.۶۶۷	۰.۷۵۰	۰.۹۰۰	۰.۲۵۰	۰.۲۳۳	۰.۲۴۴	۰.۲۷۶	۰.۲۴۶	۰.۲۲۳	Max	
۰.۱۴۰	۰.۲۲۴	۰.۲۳۱	۰.۲۶۳	**۰.۲۶۹**	۰.۲۵۸	۰.۱۳۰	۰.۳۵۰	۰.۴۶۹	۰.۵۵۰	۰.۶۵۵	۰.۶۸۹	۰.۱۵۲	۰.۱۶۵	۰.۱۵۳	۰.۱۷۳	۰.۱۶۹	۰.۱۵۹	Avg	۱۲
۰.۲۴۴	۰.۳۴۷	۰.۴۲۵	۰.۴۱۷	**۰.۴۲۷**	۰.۴۰۳	۰.۲۱۱	۰.۴۴۰	۰.۶۱۸	۰.۷۶۲	۰.۷۵۰	۰.۷۸۹	۰.۲۸۸	۰.۲۸۷	۰.۳۲۴	۰.۲۸۷	۰.۲۹۸	۰.۲۷۱	Max	
۰.۱۵۲	۰.۲۴۱	۰.۲۸۱	۰.۳۳۴	۰.۳۳۲	**۰.۳۳۵**	۰.۱۳۰	۰.۳۰۱	۰.۴۰۸	۰.۵۵۱	۰.۶۰۴	۰.۶۷۵	۰.۱۸۴	۰.۲۰۱	۰.۲۱۴	۰.۲۴۰	۰.۲۲۹	۰.۲۲۳	Avg	۱۵
۰.۲۷۷	۰.۳۸۱	۰.۴۳۴	۰.۴۷۶	۰.۴۹۱	**۰.۵۰۳**	۰.۲۵۵	۰.۴۰۳	۰.۴۸۸	۰.۶۳۳	۰.۷۱۷	۰.۸۶۷	۰.۳۰۴	۰.۳۶۲	۰.۳۹۱	۰.۳۸۱	۰.۳۷۳	۰.۳۵۴	Max	
۰.۱۶۹	۰.۲۸۷	۰.۳۱۷	۰.۳۱۸	**۰.۳۲۷**	۰.۳۲۳	۰.۱۸۶	۰.۴۲۸	۰.۵۱۲	۰.۵۹۵	۰.۶۲۹	۰.۷۲۴	۰.۱۵۵	۰.۲۱۶	۰.۲۳۰	۰.۲۱۷	۰.۲۲۱	۰.۲۰۸	Avg	۱۸
۰.۲۷۵	۰.۴۶۹	۰.۴۵۵	۰.۵۰۸	**۰.۵۲۰**	۰.۴۸۷	۰.۲۶۴	۰.۴۹۵	۰.۵۳۶	۰.۶۷۷	۰.۷۲۰	۰.۸۰۸	۰.۲۸۶	۰.۴۴۵	۰.۳۹۶	۰.۴۰۷	۰.۴۰۷	۰.۳۴۹	Max	
۰.۲۵۸	۰.۳۳۵	۰.۳۵۲	۰.۳۶۰	**۰.۳۶۵**	۰.۳۵۱	۰.۲۴۱	۰.۴۶۲	۰.۵۴۳	۰.۵۸۴	۰.۶۷۷	۰.۷۴۵	۰.۲۷۷	۰.۲۶۳	۰.۲۶۰	۰.۲۶۰	۰.۲۵۰	۰.۲۳۰	Avg	۲۱
۰.۴۱۶	۰.۴۷۶	۰.۳۵۱	۰.۳۶۰	**۰.۵۰۸**	۰.۴۹۲	۰.۳۷۰	۰.۶۰۴	۰.۵۴۳	۰.۵۸۴	۰.۷۴۶	۰.۸۳۰	۰.۴۷۶	۰.۳۹۳	۰.۲۶۰	۰.۲۶۰	۰.۳۸۵	۰.۳۵۰	Max	
۰.۲۴۲	۰.۳۴۰	۰.۳۶۷	۰.۳۷۹	**۰.۴۱۸**	۰.۴۱۶	۰.۲۱۶	۰.۳۸۷	۰.۴۸۱	۰.۵۲۸	۰.۶۱۲	۰.۶۹۰	۰.۲۷۵	۰.۳۰۳	۰.۲۹۷	۰.۲۹۶	۰.۳۱۷	۰.۲۹۸	Avg	۲۴
۰.۳۶۵	۰.۴۹۰	۰.۴۶۸	۰.۵۱۰	**۰.۵۵۵**	**۰.۵۶۰**	۰.۳۴۹	۰.۴۹۶	۰.۵۹۰	۰.۶۰۸	۰.۷۱۸	۰.۷۷۱	۰.۳۸۳	۰.۴۸۴	۰.۳۸۸	۰.۴۳۹	۰.۴۵۲	۰.۴۴۰	Max	
۰.۱۵۱	۰.۲۲۰	۰.۲۳۸	۰.۲۵۵	**۰.۲۶۳**	۰.۲۵۹	۰.۱۴۹	۰.۳۳۲	۰.۴۳۴	۰.۵۲۱	۰.۶۱۸	۰.۶۸۵	۰.۱۵۷	۰.۱۷۰	۰.۱۷۱	۰.۱۷۷	۰.۱۷۶	۰.۱۶۷	رفتار میانگین	
۰.۴۱۶	۰.۴۹۰	۰.۴۶۸	۰.۵۱۰	۰.۵۵۵	**۰.۵۶۰**	۰.۳۷۰	۰.۶۷۸	۰.۷۰۰	۰.۷۶۲	۰.۸۴۶	۰.۹۰۰	۰.۴۷۶	۰.۴۸۴	۰.۳۹۶	۰.۴۳۹	۰.۴۵۲	۰.۴۴۰	بهترین رفتار	
۶	۵	۴	۳	۱	۲													رتبه	

جدول (۴): مقایسه مدل انتشار SC-B با احتمالات تأثیر متفاوت در مجموعه داده OTC

معیار		دقت						فراخوانی						امتیاز اِف					
#کاربر	شاخص	SC-B	SC-B (P1)	SC-B (P2)	SC-B (P3)	SC-B (P4)	SC-B (P5)	SC-B	SC-B (P1)	SC-B (P2)	SC-B (P3)	SC-B (P4)	SC-B (P5)	SC-B	SC-B (P1)	SC-B (P2)	SC-B (P3)	SC-B (P4)	SC-B (P5)
۳	Avg	۰.۰۲۶	۰.۰۳۵	۰.۰۵۱	۰.۰۵۱	۰.۰۵۷	۰.۰۵۴	۰.۰۷۷	۰.۱۱۰	۰.۲۳۳	۰.۳۲۰	۰.۴۵۵	۰.۵۵۵	۰.۰۳۹	۰.۰۵۳	۰.۰۸۴	۰.۰۸۸	**۰.۱۰۱**	۰.۰۹۸
	Max	۰.۰۶۲	۰.۰۷۷	۰.۰۹۷	۰.۰۹۹	۰.۱۰۶	۰.۱۲۱	۰.۳۳۳	۰.۲۲۲	۰.۳۲۴	۰.۴۱۲	۰.۵۶۰	۰.۶۶۷	۰.۱۰۵	۰.۱۱۴	۰.۱۴۹	۰.۱۶۰	۰.۱۷۸	**۰.۲۰۵**
۶	Avg	۰.۱۰۶	۰.۱۲۴	۰.۱۴۱	۰.۱۴۷	۰.۱۴۳	۰.۱۲۸	۰.۱۲۲	۰.۱۸۸	۰.۲۸۸	۰.۳۶۷	۰.۴۵۱	۰.۵۲۸	۰.۱۱۳	۰.۱۴۹	۰.۱۸۹	۰.۲۱۰	**۰.۲۱۷**	۰.۲۰۶
	Max	۰.۲۷۲	۰.۲۸۴	۰.۲۸۸	۰.۳۲۰	۰.۲۷۸	۰.۲۳۶	۰.۲۱۵	۰.۲۶۴	۰.۴۱۷	۰.۵۰۷	۰.۵۶۵	۰.۶۱۲	۰.۲۴۰	۰.۲۷۴	۰.۳۴۱	**۰.۳۹۲**	۰.۳۷۳	۰.۳۴۱
۹	Avg	۰.۱۰۰	۰.۱۰۳	۰.۱۳۲	۰.۱۳۴	۰.۱۳۳	۰.۱۲۱	۰.۱۳۹	۰.۱۸۳	۰.۳۲۰	۰.۴۰۸	۰.۵۰۱	۰.۵۳۷	۰.۱۱۶	۰.۱۳۲	۰.۱۸۷	۰.۲۰۲	**۰.۲۱۰**	۰.۱۹۷
	Max	۰.۲۳۰	۰.۲۴۲	۰.۳۲۸	۰.۳۱۱	۰.۲۹۹	۰.۲۷۷	۰.۲۶۶	۰.۲۸۱	۰.۳۹۱	۰.۴۶۹	۰.۶۵۶	۰.۶۹۱	۰.۲۴۷	۰.۲۶۰	۰.۳۵۷	۰.۳۷۴	**۰.۴۱۱**	۰.۳۹۵
۱۲	Avg	۰.۱۷۴	۰.۱۷۳	۰.۱۷۰	۰.۱۷۲	۰.۱۶۲	۰.۱۷۱	۰.۲۰۶	۰.۲۶۴	۰.۳۵۴	۰.۴۶۴	۰.۵۳۰	۰.۵۹۰	۰.۱۸۹	۰.۲۰۹	۰.۲۳۰	۰.۲۵۱	۰.۲۴۸	**۰.۲۶۵**
	Max	۰.۲۴۰	۰.۲۶۸	۰.۲۶۵	۰.۲۵۲	۰.۲۶۸	۰.۲۴۳	۰.۳۸۱	۰.۳۹۰	۰.۴۸۵	۰.۵۸۸	۰.۶۲۵	۰.۶۹۱	۰.۲۹۴	۰.۳۱۸	۰.۳۴۳	۰.۳۵۳	**۰.۳۷۵**	۰.۳۶۰
۱۵	Avg	۰.۱۹۶	۰.۱۹۰	۰.۲۰۱	۰.۲۲۸	۰.۲۲۷	۰.۲۰۵	۰.۲۱۳	۰.۲۶۱	۰.۳۴۵	۰.۴۲۸	۰.۴۹۷	۰.۵۳۲	۰.۲۰۴	۰.۲۲۰	۰.۲۵۴	۰.۲۹۸	**۰.۳۱۲**	۰.۲۹۶
	Max	۰.۳۵۸	۰.۳۶۵	۰.۳۷۰	۰.۳۶۸	۰.۳۸۲	۰.۳۶۷	۰.۳۲۰	۰.۳۶۴	۰.۴۴۰	۰.۵۲۰	۰.۶۰۲	۰.۶۱۰	۰.۳۳۸	۰.۳۶۴	۰.۴۰۲	۰.۴۳۱	**۰.۴۶۷**	۰.۴۵۸
۱۸	Avg	۰.۲۱۹	۰.۲۲۸	۰.۲۴۱	۰.۲۵۳	۰.۲۴۸	۰.۲۴۱	۰.۲۲۱	۰.۲۷۱	۰.۳۵۷	۰.۴۱۹	۰.۵۱۴	۰.۵۶۳	۰.۲۲۰	۰.۲۴۸	۰.۲۸۸	۰.۳۱۵	۰.۳۳۵	**۰.۳۳۸**
	Max	۰.۲۵۵	۰.۲۶۸	۰.۲۸۶	۰.۲۸۳	۰.۲۹۸	۰.۲۷۷	۰.۳۱۲	۰.۳۲۹	۰.۴۴۴	۰.۵۸۳	۰.۶۳۹	۰.۶۹۲	۰.۲۸۱	۰.۲۹۵	۰.۳۴۸	۰.۳۸۱	**۰.۴۰۶**	۰.۳۹۶
۲۱	Avg	۰.۲۴۴	۰.۲۶۰	۰.۲۵۵	۰.۲۸۹	۰.۲۶۳	۰.۲۶۱	۰.۲۸۳	۰.۳۱۵	۰.۳۶۷	۰.۴۷۳	۰.۵۰۱	۰.۵۳۶	۰.۲۶۲	۰.۲۸۵	۰.۳۰۱	**۰.۳۵۹**	۰.۳۴۵	۰.۳۵۱
	Max	۰.۴۸۶	۰.۴۹۴	۰.۴۹۵	۰.۴۹۰	۰.۴۸۹	۰.۴۵۶	۰.۴۸۹	۰.۳۴۶	۰.۴۲۶	۰.۵۴۹	۰.۵۷۱	۰.۶۱۵	۰.۴۸۷	۰.۴۰۷	۰.۴۵۸	۰.۵۱۸	**۰.۵۲۷**	۰.۵۲۴
۲۴	Avg	۰.۳۰۹	۰.۲۹۹	۰.۳۱۱	۰.۳۳۲	۰.۳۱۲	۰.۲۸۱	۰.۲۹۳	۰.۳۴۳	۰.۴۱۲	۰.۴۶۹	۰.۵۳۶	۰.۵۸۸	۰.۳۰۱	۰.۳۱۹	۰.۳۵۴	۰.۳۸۹	**۰.۳۹۴**	۰.۳۸۰
	Max	۰.۴۱۳	۰.۳۹۸	۰.۴۰۰	۰.۳۹۲	۰.۳۹۱	۰.۳۶۶	۰.۳۵۵	۰.۴۱۰	۰.۴۷۶	۰.۵۷۴	۰.۵۹۳	۰.۶۴۹	۰.۳۸۲	۰.۴۰۴	۰.۴۳۵	۰.۴۶۶	**۰.۴۷۱**	۰.۴۶۸
رفتار میانگین		۰.۱۷۲	۰.۱۷۷	۰.۱۸۸	۰.۲۰۱	۰.۱۹۳	۰.۱۸۳	۰.۱۹۴	۰.۲۴۲	۰.۳۳۵	۰.۴۱۹	۰.۴۹۸	۰.۵۵۴	۰.۱۸۱	۰.۲۰۲	۰.۲۳۶	۰.۲۶۴	**۰.۲۷۰**	۰.۲۶۶
بهترین رفتار		۰.۴۸۶	۰.۴۹۴	۰.۴۹۵	۰.۴۹۰	۰.۴۸۹	۰.۴۵۶	۰.۴۸۹	۰.۴۱۰	۰.۴۸۵	۰.۵۸۸	۰.۶۵۶	۰.۶۹۲	۰.۴۸۷	۰.۴۰۷	۰.۴۵۸	۰.۵۱۸	**۰.۵۲۷**	۰.۵۲۴
رتبه														۶	۵	۴	۳	۱	۲

جدول (۵): مقایسه مدل انتشار SC-B با احتمالات تأثیر متفاوت در مجموعه داده Alpha

معیار		دقت						فراخوانی						امتیاز اِف					
#کاربر	شاخص	SC-B	SC-B (P1)	SC-B (P2)	SC-B (P3)	SC-B (P4)	SC-B (P5)	SC-B	SC-B (P1)	SC-B (P2)	SC-B (P3)	SC-B (P4)	SC-B (P5)	SC-B	SC-B (P1)	SC-B (P2)	SC-B (P3)	SC-B (P4)	SC-B (P5)
۳	Avg	۰.۰۸۹	۰.۰۴۳	۰.۰۵۹	۰.۰۵۳	۰.۰۷۳	۰.۰۶۴	۰.۱۲۲	۰.۱۱۳	۰.۲۵۷	۰.۳۰۸	۰.۵۲۸	۰.۶۱۴	۰.۱۰۳	۰.۰۶۲	۰.۰۹۶	۰.۰۹۰	**۰.۱۲۸**	۰.۱۱۶
	Max	۰.۱۲۰	۰.۱۰۰	۰.۱۰۲	۰.۱۳۹	۰.۱۷۱	۰.۱۴۱	۰.۲۷۴	۰.۲۵۰	۰.۳۶۸	۰.۴۷۴	۰.۶۹۴	۰.۸۶۷	۰.۱۶۷	۰.۱۴۳	۰.۱۶۰	۰.۲۱۵	**۰.۲۷۴**	۰.۲۴۳
۶	Avg	۰.۱۰۲	۰.۱۳۸	۰.۱۳۷	۰.۱۴۵	۰.۱۳۲	۰.۱۴۰	۰.۱۳۵	۰.۲۹۱	۰.۴۱۳	۰.۵۷۷	۰.۶۴۴	۰.۷۴۹	۰.۱۱۶	۰.۱۸۷	۰.۲۰۶	۰.۲۳۲	۰.۲۱۹	**۰.۲۳۶**
	Max	۰.۲۵۷	۰.۲۱۰	۰.۲۱۷	۰.۲۰۶	۰.۲۰۸	۰.۱۸۷	۰.۳۰۰	۰.۴۳۱	۰.۵۷۸	۰.۷۱۴	۰.۷۶۵	۰.۸۶۳	۰.۲۷۷	۰.۲۸۲	۰.۳۱۶	۰.۳۲۰	**۰.۳۲۷**	۰.۳۰۷
۹	Avg	۰.۱۱۷	۰.۱۲۸	۰.۱۵۵	۰.۱۵۴	۰.۱۵۱	۰.۱۴۱	۰.۱۴۹	۰.۲۵۹	۰.۴۰۷	۰.۴۸۲	۰.۵۵۵	۰.۶۵۹	۰.۱۳۱	۰.۱۷۱	۰.۲۲۵	۰.۲۳۳	**۰.۲۳۷**	۰.۲۳۲
	Max	۰.۲۶۵	۰.۲۸۷	۰.۲۹۱	۰.۳۰۳	۰.۳۰۶	۰.۲۷۶	۰.۳۳۳	۰.۳۸۲	۰.۶۷۶	۰.۵۹۲	۰.۷۳۷	۰.۷۵۰	۰.۲۹۵	۰.۳۲۸	۰.۴۰۷	۰.۴۰۱	**۰.۴۳۲**	۰.۴۰۴
۱۲	Avg	۰.۲۲۴	۰.۲۰۴	۰.۲۲۲	۰.۲۱۶	۰.۲۱۲	۰.۲۰۹	۰.۲۱۵	۰.۳۴۱	۰.۴۵۸	۰.۵۱۷	۰.۵۷۹	۰.۶۷۱	۰.۲۱۹	۰.۲۵۵	۰.۲۹۹	۰.۳۰۵	۰.۳۱۰	**۰.۳۱۹**
	Max	۰.۳۵۷	۰.۳۶۹	۰.۴۰۳	۰.۳۷۳	۰.۳۶۵	۰.۳۳۴	۰.۳۱۰	۰.۴۲۹	۰.۵۷۱	۰.۶۱۹	۰.۶۷۶	۰.۷۶۲	۰.۳۳۲	۰.۳۹۷	۰.۴۷۳	۰.۴۶۵	**۰.۴۷۴**	۰.۴۶۴
۱۵	Avg	۰.۲۱۸	۰.۲۶۲	۰.۲۷۶	۰.۲۹۰	۰.۲۶۹	۰.۲۷۲	۰.۲۰۵	۰.۳۰۷	۰.۳۸۳	۰.۴۷۰	۰.۵۰۴	۰.۶۰۶	۰.۲۱۱	۰.۲۸۳	۰.۳۲۱	۰.۳۵۹	۰.۳۵۱	**۰.۳۷۵**
	Max	۰.۳۳۱	۰.۳۲۹	۰.۳۷۶	۰.۳۹۸	۰.۳۴۰	۰.۳۶۱	۰.۳۳۳	۰.۴۱۷	۰.۴۴۰	۰.۵۷۳	۰.۵۷۵	۰.۷۱۷	۰.۳۳۲	۰.۳۶۸	۰.۴۰۵	۰.۴۷۰	۰.۴۲۷	**۰.۴۸۰**
۱۸	Avg	۰.۱۹۷	۰.۲۶۸	۰.۲۶۳	۰.۲۷۳	۰.۲۷۵	۰.۲۵۸	۰.۲۶۱	۰.۳۶۱	۰.۴۳۲	۰.۴۹۷	۰.۵۷۸	۰.۶۳۳	۰.۲۲۵	۰.۳۰۸	۰.۳۲۷	۰.۳۵۲	**۰.۳۷۳**	۰.۳۶۷
	Max	۰.۲۹۶	۰.۴۷۱	۰.۴۴۶	۰.۳۸۹	۰.۴۴۴	۰.۴۲۲	۰.۳۳۰	۰.۴۱۴	۰.۴۹۶	۰.۵۸۴	۰.۶۶۳	۰.۶۹۲	۰.۳۱۲	۰.۴۴۱	۰.۴۷۰	۰.۴۶۷	**۰.۵۳۲**	۰.۵۲۴
۲۱	Avg	۰.۳۲۳	۰.۳۳۳	۰.۳۴۳	۰.۳۳۵	۰.۳۳۳	۰.۳۲۳	۰.۳۳۰	۰.۴۰۹	۰.۴۹۶	۰.۵۵۸	۰.۶۱۸	۰.۶۹۷	۰.۳۲۶	۰.۳۶۷	۰.۴۰۶	۰.۴۱۹	۰.۴۳۳	**۰.۴۴۱**
	Max	۰.۴۶۶	۰.۴۷۵	۰.۴۵۵	۰.۴۴۸	۰.۴۵۴	۰.۴۵۵	۰.۴۱۰	۰.۴۹۱	۰.۵۶۹	۰.۶۱۸	۰.۶۷۱	۰.۷۶۸	۰.۴۳۶	۰.۴۸۳	۰.۵۰۶	۰.۵۱۹	۰.۵۴۲	**۰.۵۷۱**
۲۴	Avg	۰.۳۳۰	۰.۳۶۴	۰.۳۶۶	۰.۳۷۴	۰.۳۶۷	۰.۳۶۳	۰.۲۸۹	۰.۳۷۹	۰.۴۲۵	۰.۴۹۸	۰.۵۴۳	۰.۶۳۰	۰.۳۰۸	۰.۳۷۱	۰.۳۹۳	۰.۴۲۷	۰.۴۳۸	**۰.۴۶۱**
	Max	۰.۴۳۸	۰.۴۹۴	۰.۵۱۳	۰.۴۷۶	۰.۴۹۴	۰.۴۸۱	۰.۳۴۹	۰.۵۱۲	۰.۴۶۴	۰.۵۸۶	۰.۵۹۸	۰.۷۰۰	۰.۳۸۸	۰.۵۰۳	۰.۴۸۷	۰.۵۲۵	۰.۵۴۱	**۰.۵۷۰**
رفتار میانگین		۰.۲۰۰	۰.۲۱۸	۰.۲۲۸	۰.۲۳۰	۰.۲۲۷	۰.۲۲۱	۰.۲۱۳	۰.۳۰۸	۰.۴۰۹	۰.۴۸۸	۰.۵۶۹	۰.۶۵۷	۰.۲۰۵	۰.۲۵۱	۰.۲۸۴	۰.۳۰۲	۰.۳۱۱	**۰.۳۱۸**
بهترین رفتار		۰.۴۶۶	۰.۴۹۴	۰.۵۱۳	۰.۴۷۶	۰.۴۹۴	۰.۴۸۱	۰.۴۱۰	۰.۵۱۲	۰.۶۷۶	۰.۷۱۴	۰.۷۶۵	۰.۸۶۷	۰.۴۳۶	۰.۵۰۳	۰.۵۰۶	۰.۵۲۵	۰.۵۴۲	**۰.۵۷۱**
رتبه														۶	۵	۴	۳	۲	۱



شکل (۳): مقایسه کلی روش پیشنهادی با روش‌های پیشین بر اساس معیار ارزیابی میانگین امتیاز اِف

مراجع

[1] C. Aslay, L. V. Lakshmanan, W. Lu, and X. Xiao, "Influence maximization in online social networks," in *Proceedings of the eleventh ACM international conference on web search and data mining*, 2018, pp. 775-776.

[2] Y. Li, W. Chen, Y. Wang, and Z.-L. Zhang, "Influence diffusion dynamics and influence maximization in social networks with friend and foe relationships," in *Proceedings of the sixth ACM international conference on Web search and data mining*, 2013, pp. 657-666.

[3] N. Girdhar and K. Bharadwaj, "Signed social networks: a survey," in *International Conference on Advances in Computing and Data Sciences*, 2016, pp. 326-335: Springer.

[4] M. Kaya, J. Kawash, S. Khoury, and M.-Y. Day, *Social network based big data analysis and applications*. Springer, 2018.

[5] S. Peng, S. Yu, and P. Mueller, "Social networking big data: Opportunities, solutions, and challenges," vol. 86, ed: Elsevier, 2018, pp. 1456-1458.

[6] M. Richardson and P. Domingos, "Mining knowledge-sharing sites for viral marketing," in *Proceedings of the eighth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, 2002, pp. 61-70.

[7] E. Even-Dar and A. Shapira, "A note on maximizing the spread of influence in social networks," *Information Processing Letters*, vol. 111, no. 4, pp. 184-187, 2011.

[8] S. Kumar, A. Mallik, A. Khetarpal, and B. Panda, "Influence maximization in social networks using graph embedding and graph neural network," *Information Sciences*, 2022.

[9] K. Senanayaka, "Impact of Social Network Advertising towards Consumer Purchase Intention (Special Reference to Apparel Products Advertising in Facebook)," Uva Wellassa University of Sri Lanka, 2017.

[10] H. Wu, S. Wang, and H. Fang, "LP-UIT: A Multimodal Framework for Link Prediction in Social Networks," in *2021 IEEE 20th International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications (TrustCom)*, 2021, pp. 742-749: IEEE.

[11] M. H. Nadimi-Shahraki and M. Adami-Dehkordi, "K-indicators Method for Community Detection in Social Networks," *Int. J. Advance Soft Compu. Appl*, vol. 8, no. 3, pp. 137-159, 2016.

[12] J. Yang, C. Yao, W. Ma, and G. Chen, "A study of the spreading scheme for viral marketing based on a complex network model," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 389, no. 4, pp. 859-870, 2010.

[13] M. Alshahrani, Z. Fuxi, A. Sameh, S. Mekouar, and S. Huang, "Efficient Algorithms based on Centrality Measures for Identification of Top-K Influential Users in Social Networks," *Information Sciences*, 2020.

[14] J. Cheriyan and G. Sajeev, "Spreadmax: a scalable cascading model for influence maximization in social networks," in *2018 International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI)*, 2018, pp. 1290-1296: IEEE.

[15] C. Wang, Y. Liu, X. Gao, and G. Chen, "A Reinforcement Learning Model for Influence Maximization in Social Networks," in *International Conference on Database Systems for Advanced Applications*, 2021, pp. 701-709: Springer.

[16] O. Gil-Or, "The potential of Facebook in creating commercial value for service companies," *Advances in Management*, vol. 3, no. 2, pp. 20-25, 2010.

[17] Ö. OKAT and K. KADİRHAN, "ARTIFICIAL INTELLIGENCE-ASSISTED PROGRAMMATIC ADVERTISING," *New Communication Approaches in the Digitalized World*, p. 87, 2020.

[18] P. Domingos and M. Richardson, "Mining the network value of customers," in *Proceedings of the seventh ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, 2001, pp. 57-66.

[19] D. Kempe, J. Kleinberg, and É. Tardos, "Maximizing the spread of influence through a social network," in *Proceedings of the ninth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, 2003, pp. 137-146.

[20] J. Zhang and P. S. Yu, "Information diffusion," in *Broad Learning Through Fusions*: Springer, 2019, pp. 315-349.

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

[22] Y. Ni, L. Xie, and Z.-Q. Liu, "Minimizing the expected complete influence time of a social network," *Information Sciences*, vol. 180, no. 13, pp. 2514-2527, 2010.

[23] A. Goyal, F. Bonchi, and L. V. Lakshmanan, "Learning influence probabilities in social networks," in

Proceedings of the third ACM international conference on Web search and data mining, 2010, pp. 241-250.

[24] M. Hosseini-Pozveh, K. Zamanifar, and A. R. Naghsh-Nilchi, "Assessing information diffusion models for influence maximization in signed social networks," *Expert Systems with Applications*, vol. 119, pp. 476-490, 2019.

[25] S. Ahmed and C. Ezeife, "Discovering influential nodes from trust network," in *Proceedings of the 28th annual acm symposium on applied computing*, 2013, pp. 121-128.

[26] S. Kumar, B. Hooi, D. Makhija, M. Kumar, C. Faloutsos, and V. Subrahmanian, "Rev2: Fraudulent user prediction in rating platforms," in *Proceedings of the Eleventh ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, 2018, pp. 333-341.

[27] S. Kumar, F. Spezzano, V. Subrahmanian, and C. Faloutsos, "Edge weight prediction in weighted signed networks," in *2016 IEEE 16th International Conference on Data Mining (ICDM)*, 2016, pp. 221-230: IEEE.