**عنوان**

**نویسنده اول نویسنده دوم 2**

1 دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه یزد، یزد

2 استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه یزد، یزد[[1]](#footnote-1)\*

**چکیده**

امروزه شبکه‌های اجتماعی و پیام‌رسان‌ها عضو جداناپذیری از زندگی روزمره هستند. روزانه داده‌های باارزش زیادی در این محیط منتشر می‌شود. بازاریاب‌ها با استفاده از این داده‌ها می‌توانند بهتر از قبل جامعه‌ی هدف را پیدا کنند. از دیرباز کاربران در پیام‌رسان‌ها، گروه‌های اجتماعی تشکیل می‌دادند و بحث‌های خود را در آنها دنبال می‌کردند. پس از گسترش گوشی‌های هوشمند، پیام‌رسان‌های نوظهور مانند واتساپ و تلگرام استفاده وسیعتری پیدا کردند. در ایران به دلیل پارامترهای اجتماعی، پیام‌رسانی مانند تلگرام جایگاهی در سطح شبکه‌های اجتماعی پیدا کرده است. خلاء عمده‌ای که در تلگرام در ارتباط با تبلیغات و بازاریابی وجود دارد، عدم امکان جستجوی گروه‌های اجتماعی و رتبه‌بندی مناسب آنها می‌باشد. در این مقاله هدف ما ارائه‌ی توصیه‌گری برای گروه‌های تلگرامی است به نحوی که بازاریاب پس انتخاب یک یا چند گروه به عنوان جامعه‌ی هدف، گروه‌های زیادی را به عنوان توصیه دریافت کند. توصیه‌گر پیشنهادی در سامانه ایده‌کاو که ابزاری برای بازاریابی مبتنی بر اطلاعات منتشرشده در تلگرام است پیاده‌سازی شده‌است.

**کلمات کلیدی: شبکه‌های اجتماعی، پیام‌رسان‌، سامانه‌های توصیه‌گر، بازیابی اطلاعات، بازاریابی مبتنی بر تلگرام**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Title Ali AlaviYazd University, Yazd, IranAbstract Nowadays, social networks and instant messengers are inseparable parts of day-to-day life. A huge amount of valuable information is shared there. By means of this information, marketers can better target their potential audiences. Users used to create social groups and follow discussions. With the advent of smart phones, next generation of instant messengers like Whatsapp and Telegram became popular. Because of social parameters in Iran, an instant messenger like Telegram is utilized same as social networks. Telegram provides neither a marketing platform nor the possibility to search among groups. In this paper we propose a method to search and rank instant messenger groups by query. Then we extend the retrieved group by means of our novel recommender system. Our method has been implemented in IdeKav which is a tool for Telegram marketing.  |  | **تاریخچه مقاله:**تاریخ ارسال:تاریخ اصلاحات:تاریخ پذیرش:تاریخ انتشار: |
| **Keywords:**Online social networkInformation retrievalRecommender system |

**1 - مقدمه**

تبلیغات پیام‌محور به دلیل سادگی و سرعت وصول بالا همواره مورد توجه بازاریاب‌ها بوده‌است. تبلیغات پیامکی، مبتنی بر نرم‌افزارهای پیام‌رسان و مبتنی بر نوتیفیکیشن نمونه‌هایی از تبلیغات پیام‌محور هستند. برخلاف بسیاری از تکنولوژی‌های دیگر که پس از مدتی طرفداران خود را از دست می‌دهند یا جایگزین می‌شوند، تبلیغات پیام‌محور همچنان توسط مردم سطح جهان استفاده می‌شود.

پیام‌رسان‌هایی مانند واتساپ و تلگرام جهت حفظ کیفیت شبکه‌ی خود، تلاش زیادی برای جلوگیری از ارسال پیام‌های تبلیغاتی به کاربران می‌کنند. ارسال پیام تبلیغاتی به کاربران دیگر باعث محدود‌شدن یا حذف حساب کاربری فرد متخلف خواهدشد. اگر تبلیغات ارسال‌شده هدفمند و متناسب با نیاز کاربر دریافت‌کننده باشند، پیام تبلیغاتی کاربر را آزرده نمی‌کند بلکه برای او مفید خواهدبود.

هدف از این تحقیق کمک به ایجاد سامانه‌ای جهت تبلیغات هدفمند در شبکه‌های پیام‌رسان است. در این مقاله سامانه‌ی توصیه‌گر[[2]](#footnote-2) ایده‌کاو معرفی شده‌است که سعی دارد گروه‌های مرتبط با گروه‌های مورد نظر تبلیغ‌دهنده را به او پیشنهاد دهد.

سامانه‌های توصیه‌گرزیر مجموعه‌ای از سامانه‌های فیلتر اطلاعات هستند. هدف آن‌ها فیلترکردن اطلاعات به‌گونه‌ای است که فقط اطلاعات مطابق به سلیقه‌ی کاربر باقی بماند. توصیه‌گرها در انواع سامانه‌ها قابل استفاده هستند. توصیه‌ی فیلم، اخبار،

باشند. به همین دلیل، کاندیداهای زیادی برای توصیه‌شدن خواهیم‌داشت که نمی‌توانیم با اطمینان بهترین‌های آن‌ها را انتخاب کنیم. برای حل این مشکل، روش‌های انتسابی[[3]](#footnote-3) ایجاد شده‌اند.

روش‌های متنوعی برای توصیه‌ی مشارکتی مبتنی بر گراف وجود دارد. سیم‌رنک[[4]](#footnote-4) روشی عمومی برای یافتن گره‌های مشابه در گراف است ]3[. یافتن صفحات وب مشابه، دانش‌آموزان هم‌سطح کلاس و محصولات مرتبط در فروشگاه مثال‌هایی از کاربرد این روش هستند. سیم‌رنک به صورت بازگشتی[[5]](#footnote-5) تشابه گره‌های گراف را محاسبه می‌کند. برای یافتن تشابه دو گره، تشابه گره‌هایی که به آن‌ها متصل هستند محاسبه می‌شود. برای محاسبه‌ی تشابه گره‌های متصل نیز، تشابه گره‌های متصل به آن‌ها محاسبه می‌شود. این کار تا زمانی ادامه می‌یابد تا به گرهی برسیم که در هر دو مسیر مشترک باشد.

مدل‌های مشارکتی نیاز به فعالیت کاربران برای پرشدن ماتریس فعالیت دارند. هر چه فعالیت کاربران بیشتر باشد، مدل‌های مشارکتی کیفیت بهتری خواهندداشت. علاوه بر این، در مدل‌های مشارکتی مشکل شروع سرد[[6]](#footnote-6) وجود دارد. از طرف دیگر در برخی از کاربردها انتخاب کاربر ظرافت خاصی دارد. مثلاً در خرید خانه یا ماشین ظرافت‌های خاصی وجود دارد که مدل‌های مشارکتی یا مبتنی بر محتوا قابلیت در نظر گرفتن آن را ندارند. در این نوع خریدها خصوصیاتی وجود دارد که از نظر این مدل‌ها پنهان می‌ماند. مدل‌های مبتنی بر دانش این ظرافت‌ها را با

**(شکل-2): توصیه‌گر در معماری ایده‌کاو**

**(Figure-2): Recommender module**

توصیه‌گر پیشنهادی بر پایه گراف ناهمگون عضویت کاربران کار می‌کند. ابتدا اعضای گروه ورودی در گراف بازیابی می‌شوند. هر یک از این اعضا در گروه‌های دیگری نیز ممکن است عضو باشند. تمامی این گروه‌های جدید به همراه تعداد تکرار آن‌ها (اعضای مشترک) از گراف بازیابی می‌شود. تعداد کل اعضای هر یک از گروه‌های بازیابی‌شده نیز مشخص است. هر چه نسبت تعداد تکرار یک گروه به تعداد اعضایش بیشتر باشد، آن گروه رتبه‌ی بالاتری در توصیه‌گر خواهدگرفت. به‌این‌ترتیب توصیه‌گر با توجه به عضویت کاربران در گروه‌ها پیشنهاد گروه‌های جدید ارائه می‌کند.

**(شکل-3): نمونه‌ای از گراف ناهمگون عضویت برای 3 گروه**

**(Figure-3): Sample of heterogeneous membership graph for 3 groups**

شکل 3 نمونه‌ای از گراف ناهمگون عضویت را برای 3 گروه نشان می‌دهد. اعضایی که فقط در یک گروه عضو هستند برگ این گراف محسوب شده و در محاسبات صرف‌نظر می‌شوند.

**5 – نتایج تجربی**

قبل از بررسی نتایج تجربی روش پیشنهادی آمار استخراج‌شده از تلگرام توسط ایده‌کاو را بررسی می‌کنیم. خزش‌گر ایده‌کاو فقط در گروه‌های عمومی که لینک آن‌ها ن در حالی‌است که خزش‌گر ما از گروه‌هایی که محتوای کاملاً اسپم دارند خارج می‌شود و پیام‌های این گروه‌ها در این آمار وجود ندارند. بسیاری از گروه‌ها برای مدیریت اسپم، ربات[[7]](#footnote-7) حذف اسپم دارند. باید به این موضوع نیز اشاره کنیم که خزش‌گر ما پیام‌هایی که توسط ربات‌ها پاک می‌شوند را نیز در این آمار در نظر گرفته‌است.

**(جدول-1): آمار ایده‌کاو از تلگرام**

**(Table-1): IdeKav’s Telegram statistics**

|  |  |
| --- | --- |
| میانگین تعداد پیام‌های خزش‌شده روزانه (تقریبی) | 25 میلیون |
| سطر بالا پس از حذف پیام‌های spam (تقریبی) | 6 میلیون |
| میانگین تعداد پیام‌های هر گروه در روز | 159 |
| سطر بالا پس از حذف spam | 37 |
| میانگین طول پیام (تعداد کاراکتر) | 173  |
| تعداد گروه‌های تحت پوشش | 153610 |
| تعداد کاربران تحت پوشش | 40425083 |
| میانگین تعداد اعضای هر گروه | 653 |
| میانگین تعداد گروه‌هایی که هر کاربر عضو است | 48/2 |
| تعداد کاربرانی که حداقل از یک گروه خارج شده‌اند | 25949913 |
| میانگین تعداد گروهی که هر کاربر از آن خارج شده | 3/2 |
| میانگین تعداد گروه‌های هر مدیر گروه | 26/1 |

روش پیشنهادی این پژوهش در ایده‌کاو پیاده‌سازی شده‌ و برای عموم قابل دسترس است. تعدادی از پیشنهادهای توصیه‌گر ادی با ورودی گروه »پیمانکاران« است. جدول 4 نیز شامل گروه‌هایی است که به واسطه‌ی کلیک بر روی گروه »پرورش ماکیان ایران« پیشنهاد شده‌اند.

**(جدول-2): پیشنهادات گروه »تالار گفتمان شطرنج«**

**(Table-2): Recommendation list for “Chess Forum”**

|  |
| --- |
| گروه شطرنج استاد بزرگ ایران |
| Best Game |
| گروه انجمن شطرنج ایران |
| انتقادات و پیشنهادها در شطرنج |
| 👑👑 شطرنج خراسان خراسان 👑👑 |
| باشگاه شطرنج ذهن برتر |
| گروه شطرنج بازان ایران |
| Online Worldchess |
| شروع بازی شطرنج |
| 🌼🌼جام دوستی‌شطرنج ایران🌼🌼 |

**6– نتیجه‌گیری و پژوهش‌های آتی**

در اين مقاله روشی جدید برای توصیه‌ی گروه‌ها در شبکه‌های اجتماعی ارائه شده‌است. ورودی توصیه‌گر پیشنهادی یک یا چند گروه مطلوب است. خروجی توصیه‌گر، گروه‌ها، عمل می‌کند. تکرار گروه‌های دیگر اعضای هر گروه محاسبه شده و به نسبت

موضوع گروه صحبت کرده‌اند را با دیگران متمایز کرد.

**7 – مراجع**

[1] M. Eirinaki, J. Gao, I. Varlamis and K. Tserpes, "Recommender Systems for Large-Scale Social Networks: A review of challenges and solutions", Future Generation Computer Systems, vol. 78, pp. 413-418, 2018.

[2] D. Kotkov and S. Wang, "Challenges of serendipity in recommender systems", in Proceedings of the 12th International conference on web information systems and technologies, 2016.

[3] G. Jeh and J. Widom, "SimRank: a measure of structural-context similarity", in Proceedings of the eighth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, 2002, pp. 538-543.

[4] Y. Ding and X. Li, “Time weight collaborative ﬁltering”, ACM International Conference on Information and Knowledge Management, 2005, pp. 485-492.

[5] Z. Zhao and M. Shang, "User-based collaborative-filtering recommendation algorithms on hadoop", in Third International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining WKDD'10, 2010, pp. 478-481.

[6] W. Chin and B. Yuan, "LIBMF: a library for parallel matrix factorization in shared-memory systems", The Journal of Machine Learning Research, vol. 17, no. 1, pp. 2971-2975, 2016.

[7] J. Davidson, B. Liebald, J. Liu and P. Nandy, "The YouTube video recommendation system", in Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems, 2010, pp. 293-296.

[8] C. Xu, "A novel recommendation method based on social network using matrix factorization technique ", Information Processing and Management, vol. 54.3, pp. 463-474, 2018.

[9] S. Ahmadian, M. Meghdadi, and M. Afsharchi, "A social recommendation method based on an adaptive neighbor selection mechanism", Information Processing and Management, vol. 54.4, pp. 707-725, 2018.

[10] F. Zarrinkalam, M. Kahani, and E. Bagheri, "Mining user interests over active topics on social networks", Information Processing and Management, vol. 54.2, pp. 339-357, 2018.

1. \* نویسنده مسول: cemail address@yazd.ac.ir [↑](#footnote-ref-1)
2. Recommender System [↑](#footnote-ref-2)
3. Imputative [↑](#footnote-ref-3)
4. SimRank [↑](#footnote-ref-4)
5. Recursive [↑](#footnote-ref-5)
6. Cold Start [↑](#footnote-ref-6)
7. Telegram Bot [↑](#footnote-ref-7)