



Semnan University



## A Fair Group Recommendation System Based on Members and Leader Influences

Mostafa Sabzekar<sup>1,\*</sup>, Bentolhoda Moazeni<sup>2</sup>

1. Assistant Professor, Department of Computer Engineering, Islamic Azad University, Birjand Branch, Birjand, Iran
2. M.S Graduated, Department of Computer Engineering, Islamic Azad University, Birjand Branch, Birjand, Iran

\*Corresponding Author: Mostafa Sabzekar, [sabzekar@birjandut.ac.ir](mailto:sabzekar@birjandut.ac.ir)

### PAPER INFO

#### *Paper history:*

Received: 2022-03-13

Revised: 2022-05-12

Accepted: 2022-10-19

#### *Keywords:*

Group recommender systems, Fairness, Aggregation function.

### ABSTRACT

In a group recommender system, the effort is made to provide recommendations to a group of individuals rather than a single person. In these systems, the opinions of all group members are influential in decision-making, aiming to provide the best choice despite different personal preferences. This article attempts to present a group recommender system capable of identifying the relationship among users and eventually determining the influence of each user on the group, subsequently offering the best recommendations based on these connections. Moreover, a new criterion for determining leadership in the group is introduced, which identifies the leader of the group based on the level of trust, similarity, belongingness, and dependence of users on the group. Additionally, a novel criterion for delivering fair recommendations to the group is proposed, suggesting items to users with the most positive feedback among all group members. The proposed algorithm is compared with similar algorithms in this domain in two sections. In the evaluation section of assigned rankings, the accuracy of the proposed method was close to 100% in all cases, reporting an average improvement of 5% compared to the compared methods. In the recommendation evaluation section, well-known criteria such as nDCG, group satisfaction, and fairness were used, where the proposed method showed an average improvement of 41%, 35%, and 38%, respectively, considering the number of diverse recommendations in each of the mentioned criteria on average.

© 2013 Published by Semnan University Press. All rights reserved.

DOI: <https://doi.org/>



## ارائه سیستم جدید توصیه عادلانه گروهی مبتنی بر تأثیر اعضا و رهبر

مصطفی سبزه کار<sup>۱\*</sup> و بنت‌الهدی مؤذنی<sup>۲</sup>

اطلاعات مقاله	چکیده
دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۰۵/۰۵ پذیرش مقاله: / /	در یک سیستم توصیه‌گر گروهی تلاش می‌شود ارائه توصیه به گروهی از افراد به‌جای یک فرد صورت پذیرد. در این سیستم‌ها نظرات تمام اعضای گروه در تصمیم‌گیری مؤثر بوده و سعی می‌شود تا با وجود متفاوت بودن ترجیحات شخصی، بهترین انتخاب فراهم آید. این مقاله، سعی در ارائه یک سیستم توصیه‌گر گروهی دارد که بتواند ارتباط بین کاربران و در نهایت تأثیر هر کاربر بر گروه را مشخص کرده و سپس با توجه به این ارتباطات، بهترین توصیه را به پیشنهاد دهد. همچنین، معیاری جدید برای تعیین رهبر در گروه تعیین می‌شود که با توجه به میزان اعتماد، شباهت و تعلق و وابستگی کاربران به گروه، رهبر آن گروه را مشخص نماید. بعلاوه، معیار جدیدی برای ارائه توصیه عادلانه به گروه ارائه شده که با استفاده از آن آیتم‌هایی به کاربران توصیه شود که بیشترین نظر مثبت در بین همه اعضا گروه داشته باشد. الگوریتم پیشنهادی در دو بخش با الگوریتم‌های مشابه در این زمینه، مقایسه شده است. در بخش ارزیابی رتبه‌های تعیین شده، دقت روش پیشنهادی در همه حالات نزدیک به ۱۰۰٪ به دست آمد که به نسبت روش‌های مورد مقایسه به طور متوسط بهبود ۵ درصدی را گزارش نمود. در بخش ارزیابی توصیه‌ها نیز از معیارهای شناخته شده nDCG، رضایت گروهی و عدالت استفاده شد که روش پیشنهادی با در نظر گرفتن تعداد توصیه‌های مختلف به طور متوسط در هر یک از معیارهای ذکر شده در حالت میانگین به ترتیب ۴۱٪، ۳۵٪ و ۳۸٪ بهبود یافته است.

### ۱- مقدمه<sup>۲</sup>

سیستم‌های توصیه‌گر ابزارهای نرم‌افزاری هستند که مجموعه‌ای از آیتم‌ها را در حوزه‌های مختلف، مطابق با سلیقه و ترجیحات کاربر انتخاب و پیشنهاد می‌نمایند. آیتم‌های پیشنهادی، می‌تواند در مورد مسائل مختلف مانند خرید کالا، گوش دادن به موسیقی یا نمایش اخبار آنلاین باشد. با پیشرفت روزافزون فناوری اطلاعات، سیستم‌های توصیه‌گر نقش مهمی به خصوص در تجارت الکترونیک به منظور کمک کردن به کاربران آنلاین برای انتخاب مناسب‌ترین خدمات و محصولات بهره گرفته شده است [۱]. از دیگر زمینه‌های کاربرد سیستم‌های توصیه‌گر می‌توان به استفاده آن در تشخیص‌های پزشکی مانند دیابت [۲]،

گردشگری [۳]، مراقبت از سلامت [۴]، شبکه‌های اجتماعی [۵]، انرژی‌های تجدیدپذیر [۶] و... اشاره نمود.

از ابتدای پیدایش سیستم‌های توصیه‌گر، تعاریف مختلفی برای آن ارائه شده است. در سال ۱۹۹۷، رسنیک و وارین سیستم توصیه‌گر را به‌عنوان سیستم‌هایی تعریف کردند که افراد سعی می‌کنند تا به یکدیگر آیتم‌های جذاب را توصیه کنند [۷]. محققان این تعریف را به سیستم‌هایی نسبت دادند که آیتم‌ها و گزینه‌هایی را به کاربران بر اساس علایق آن‌ها، صرف‌نظر از چگونگی ساخت و تولید این توصیه‌ها، پیشنهاد می‌دهند [۸]. در سال ۲۰۰۵، تعریف رسمی و فرموله شده از سیستم توصیه‌گر ارائه شد که در آن تابع مطلوبیت برای محاسبه میزان مناسب بودن یک آیتم برای

\* [sabzekar@birjandut.ac.ir](mailto:sabzekar@birjandut.ac.ir)

۱. استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی بیرجند، بیرجند، ایران

۲. دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد بیرجند، بیرجند، ایران

اساس دانش خاص در مورد اینکه چگونه ویژگی‌های یک آیتم می‌تواند نیازها و ترجیحات کاربر را برطرف کند، یا چه میزان یک آیتم برای کاربر مفید و مؤثر است، عمل می‌نمایند. در نهایت، روش‌های ترکیبی از مزایای چند مورد بصورت همزمان بهره می‌گیرند.

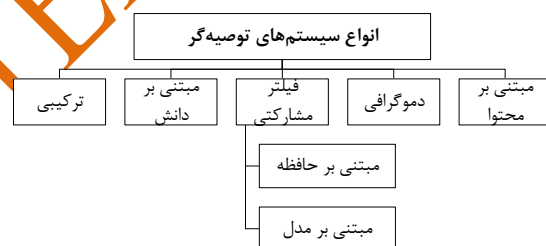
بسیاری از سیستم‌های توصیه‌گر، تنها بر مدل تک کاربره تمرکز دارند اما در دنیای امروز، بخش وسیعی از فعالیت‌ها به صورت گروهی انجام می‌شود [۱۱]. با افزایش فعالیت‌های گروهی، نیاز به طراحی سیستم‌های توصیه‌گری است که به جای فرد، گروهی از افراد را برای ارائه یک توصیه واحد در نظر بگیرد. این سیستم‌ها به عنوان سیستم‌های توصیه‌گر گروهی شناخته می‌شوند [۱۲] و [۱۳]. در توصیه‌های گروهی، نظرات کل اعضای گروه در تصمیم‌گیری مؤثر است. بنابراین سعی می‌شود با استفاده از تجمیع ترجیحات، رضایت‌بخش‌ترین توصیه‌ها برای اعضای گروه تعیین گردد [۱۴]. وظیفه سیستم توصیه‌گر گروهی، طراحی مدلی به منظور رسیدگی به ترجیحات همه اعضای گروه است. این عمل، با استفاده از استراتژی‌های تجمیع<sup>۱</sup> و براساس نیازمندی‌های گروه انجام می‌شود [۹]. در این میان، وجود کاربران با علایق مشابه در یک گروه باعث توصیه‌های گروهی مؤثرتری می‌شود.

استراتژی‌های مورد استفاده برای سیستم توصیه‌گر گروهی را می‌توان از منظر نوع گروه، به دودسته اصلی گروه‌های ماندگار و گروه موقت تقسیم کرد. گروه‌های ماندگار، به گروه‌هایی با ساختارهای ثابت و سوابق تاریخی از تعاملات بین گروه و آیتم‌ها اشاره دارد. حال آن‌که گروه‌های دسته دوم، به صورت موقت تشکیل شده و کاربران ممکن است برای اولین بار در آن حضور یافته باشند و از این جهت، هیچ سابقه‌ای از تعاملات آن‌ها وجود ندارد [۱۵].

فارغ از نوع گروه، رویکردهای توصیه‌گر گروهی باید توصیه‌ای را برای گروه ارائه دهند که نمایانگر علاقه‌مندی‌های تمام اعضای گروه باشد. در نتیجه به تجمیع ترجیحات اعضای گروه برای تولید و ارائه یک توصیه به آن‌ها نیاز است [۱۶]. برای ایجاد توصیه‌گر، می‌توان از دو روش مبتنی بر یکپارچه‌سازی پروفایل گروه و مبتنی بر

کاربر، معرفی شد [۷]. طبق این تعریف فرض کنید  $C$  مجموعه همه کاربران،  $S$  مجموعه آیتم‌های قابل توصیه،  $u$  یک تابع مطلوبیت که میزان مفید بودن آیتم  $S \in S$  را برای کاربر  $C \in C$  اندازه‌گیری می‌کند (به طوری که  $u: C \times S \Rightarrow R$  و  $R$  مجموعه گزینه‌های قابل توصیه به کاربر باشد، هدف یافتن توصیه‌ای است که مقدار تابع مطلوبیت  $u$  را بیشینه کند.

در سیستم‌های توصیه‌گر، ابتدا اطلاعاتی همچون ترجیحات کاربر، ویژگی‌های آیتم، تعامل گذشته کاربر و آیتم و زمان و مکان جمع‌آوری شده، سپس بر اساس این اطلاعات، میزان علاقه کاربر به هر آیتم تخمین زده می‌شود. در نهایت، مناسب‌ترین آیتمی که بتواند بیشترین رضایت را برای کاربر فراهم نماید، پیشنهاد می‌شود [۹ و ۱۰]. این سیستم‌ها به منظور تولید توصیه، از روش‌ها و الگوریتم‌های مختلفی استفاده می‌نمایند که در شکل (۱)، رایج‌ترین آن‌ها نمایش داده شده است.

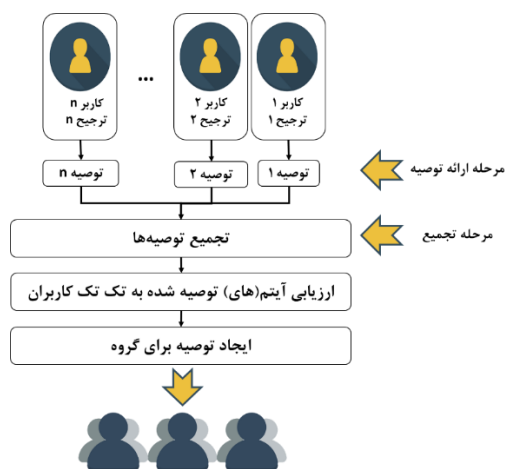


شکل ۱- انواع روش‌های تولید توصیه در سیستم توصیه‌گر

سیستم‌های مبتنی بر محتوا براساس سابقه علاقه‌مندی‌ها و ترجیحات کاربر، آموزش داده‌شده و در نهایت آیتم‌های مشابه با تاریخچه سابقه‌ی کاربر را به او توصیه می‌کنند. در روش‌های دموگرافی فرض بر این است که برای گروه‌های مختلف جمعیتی از قبیل سن، محدوده جغرافیایی و میزان تحصیلات، باید توصیه‌های مختلف و متفاوتی نیز فراهم آید. روش‌های مبتنی بر فیلتر مشارکتی که خود به دو بخش مبتنی بر حافظه و مبتنی بر مدل تقسیم می‌شوند، براساس تصمیمات کاربر در گذشته کار می‌کنند و مبتنی بر این فرضیه‌اند که کاربرانی که رتبه‌بندی آن‌ها برای آیتم‌ها مشابه باشد یا رفتارهای مشابه داشته باشند، آیتم‌های مشابهی نیز برای توصیه دریافت می‌کنند. روش‌های مبتنی بر دانش بر

<sup>1</sup> Aggregation Strategies

پیش‌بینی‌ها شناخته می‌شود. شکل (۳) نمایانگر استراتژی مربوط به رویکرد مبتنی بر یکپارچه‌سازی توصیه‌ها می‌باشد [۱۶ و ۱۸].

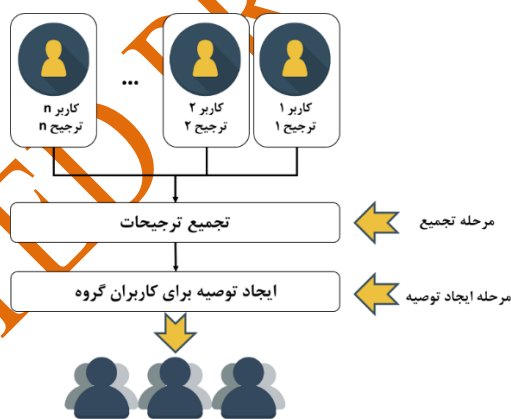


شکل ۳- رویکرد مبتنی بر یکپارچه‌سازی توصیه‌ها

یک چالش مهم در تمام سناریوهای توصیه گروه، چگونگی سازگار کردن گروه به‌عنوان یک کلیت، با توجه به اطلاعات و ترجیحات فردی اعضای گروه است [۲۰]. برای حل این مسئله به این نکته توجه می‌شود که چگونه ترجیحات شخصی می‌توانند برای رسیدن به توافق گروهی، تجمیع شوند. نظریه‌پردازان انتخاب اجتماعی، در اغلب موارد با مسائل مربوط به مرتب کردن رتبه‌ها درگیر هستند و سعی می‌کنند تا ترجیحات افراد را بر اساس آیتم‌های موجود مرتب کنند. این روش‌ها تلاش کمی برای طراحی و ارائه روش‌های تولید رتبه دارند. اما استفاده از این دسته روش‌ها برای زمانی که قرار است چندین ویژگی را در مرتب‌سازی دخالت دهند، بسیار دشوار و حتی غیرممکن است. به‌منظور بهینه کردن فرآیند تجمیع، استفاده از تقریب می‌تواند راهکاری مناسب باشد. در استفاده از تقریب، سعی می‌شود تا توصیه‌ای ارائه شود که تا حد ممکن ترجیحات شخصی اعضای گروه را در نظر بگیرد.

توابع تجمیع را می‌توان به روش‌های مبتنی بر اکثریت، مبتنی بر توافق و خط مرزی طبقه‌بندی نمود [۲۱]. توابع تجمیع مبتنی بر اکثریت، شامل مکانیزم‌های تجمیعی هستند که سعی در انتخاب محبوب‌ترین آیتم-ها در بین کاربران را دارند [۹ و ۲۲]. توابع تجمیع مبتنی بر توافق سعی دارند تا ترجیحات همه اعضای گروه را در

یکپارچه‌سازی توصیه‌ها استفاده نمود [۱۷]. رویکرد نخست اغلب برای توصیه به گروه ماندگار مورد استفاده قرار می‌گیرد. این نوع رویکردها ابتدا یک پروفایل مشترک به نام پروفایل گروه، با توجه به تاریخچه تعاملات بین اعضای گروه و گزینه‌های توصیه‌شونده و همچنین ترجیحات اعضای گروه ایجاد کرده و گروه را به‌عنوان یک کاربر مجازی در نظر می‌گیرد. سیستم توصیه‌گر برای انجام عملیات توصیه به گروه، از این پروفایل گروه یا کاربر مجازی استفاده می‌کند. در این رویکرد، مرحله تجمیع قبل از مرحله توصیه قرار می‌گیرد. این استراتژی به‌عنوان تجمیع مدل‌ها نیز شناخته می‌شود [۱۸ و ۱۹]. شکل (۲) استراتژی مربوط به این رویکرد را نشان می‌دهد.



شکل ۲- رویکرد مبتنی بر یکپارچه‌سازی پروفایل گروه

از طرف دیگر، رویکرد مبتنی بر یکپارچه‌سازی توصیه‌ها اغلب برای توصیه به گروه‌های موقت استفاده می‌شود. از آنجا که در این رویکرد، سابقه تعاملات افراد گروه باهم و همچنین افراد با آیتم‌ها وجود ندارد، توصیه تنها از طریق تجمیع ترجیحات شخصی اعضای گروه حاصل می‌شود. بنابراین این رویکرد ابتدا برای هر یک از اعضای گروه به‌طور مستقل و جداگانه، اقدام به ارائه توصیه کرده و سپس توصیه‌های ارائه‌شده به اعضای گروه، به‌صورت رتبه‌بندی شده در یک لیست قرار داده می‌شود. در نهایت توصیه‌هایی برای گروه با توجه به تجمیع لیست توصیه‌ها تعیین می‌گردد. در این روش، مرحله توصیه قبل از تجمیع قرار دارد به این صورت که گزینه‌ها یا موارد توصیه‌شده به اعضای گروه، به‌طور جداگانه، توصیه و سپس ارزیابی می‌شوند. این استراتژی به‌عنوان تجمیع

نمایش داده شده‌اند. در فرمول‌های ارائه‌شده،  $u$  به کاربر  $G$  به گروه و  $t$  به آیتم و  $I$  به مجموعه کل آیتم‌های توصیه شونده، اشاره دارد.

نظر گیرند [۲۰ و ۲۳]. توابع تجمیع خط مرزی، مکانیزم‌های تجمیعی را شامل می‌شوند که فقط زیرمجموعه‌ای از ترجیحات کاربر را در نظر می‌گیرند [۲۳ و ۲۴]. در جدول (۱)، به‌طور خلاصه توابع ذکر شده

جدول ۱- توابع تجمیع استفاده شده در منابع

فرمول	دسته	توضیح عملکرد	استراتژی تجمیع
$\operatorname{argmax}_{t \in I} (\text{votings}(t))$ [in each iteration]	اکثریت	توصیه آیتمی با بالاترین رأی برای هر کاربر در گروه	تجمیع آرا یا تعدد رأی‌گیری (PLU)
$\operatorname{argmax}_{t \in I} \left( \sum_{u \in G} \text{score}(u, t) \right)$	اکثریت	بیشینه مجموع نمرات آیتم	بوردا (BRC)
$\operatorname{argmax}_{t \in I} ( w(t, I - \{t\})  -  l(t, I - \{t\}) )$	اکثریت	مقایسه دو آیتم	قانون کوپلند (COP)
$\operatorname{argmax}_{t \in I} ( \{u \in G : \text{eval}(u, t) \geq \text{threshold}\} )$	اکثریت	عدد آیتم در نظر گرفته‌شده برای ارزیابی بالاتر از حد آستانه باشد.	رأی‌گیری تأییدی (APP)
$\operatorname{argmax}_{t \in I} \left( \sum_{u \in G} \text{eval}(u, t) \right)$	توافق	استفاده از مجموع رتبه‌های داده‌شده به آیتم‌ها	جمع‌پذیری سودمند (ADD)
$\operatorname{argmax}_{t \in I} \left( \frac{\sum_{u \in G} \text{eval}(u, t)}{ G } \right)$	توافق	استفاده از میانگین رتبه‌های داده‌شده به آیتم‌ها	میانگین (AVG)
$\operatorname{argmax}_{t \in I} \left( \prod_{u \in G} \text{eval}(u, t) \right)$	توافق	استفاده از ضرب رتبه‌های داده‌شده به آیتم‌ها	ضرب (MUL)
$\operatorname{argmax}_{t \in I} \left( \frac{\sum_{u \in G} \text{eval}(u, t)}{ G } \right)$ ( $t \in I : \exists u \in G   \text{eval}(u, t) \leq \text{threshold}$ )	توافق	استفاده از میانگین رتبه‌های داده‌شده توسط گروه که از حد آستانه بیشتر باشند	میانگین بدون کمترین رتبه (AVM)
$\operatorname{argmax}_{t \in I} (\text{eval}(t))$ [in each iteration]	توافق	استفاده از رتبه‌بندی آیتم‌ها با توجه به ترتیب انتخاب آن‌ها توسط کاربران	عادلانہ (FAI)
$\operatorname{argmax}_{t \in I} (\text{mineval}(t))$	خط مرزی	بیشینه کردن مقدار حداقل رتبه برای هر آیتم	پایین‌ترین رتبه (LMS)
$\operatorname{argmax}_{t \in I} (\text{maxeval}(t))$	خط مرزی	بیشینه کردن مقدار حداکثر رتبه برای هر آیتم	بیشترین لذت (MPL)
$\operatorname{argmax}_{t \in I} (\text{majorityeval}(t))$	خط مرزی	بیشینه کردن، اکثریت رتبه برای هر آیتم	رأی اکثریت (MAJ)
$\operatorname{argmax}_{t \in I} (\text{eval}(u_{\text{mnp}}, t))$	خط مرزی	اختصاص رتبه بر اساس ارزش و احترام فرد	محترم‌ترین فرد (MRP)

ناراضی می‌شوند. بنابراین توصیه عادلانه، یک مسئله بسیار مهم در سیستم توصیه‌گر گروهی است و مقالات مختلفی به آن پرداخته‌اند. نویسندگان در [۱۵] عدالت را نشان-دهنده میزان رضایت کاربران مختلف در یک گروه، در مورد آیتم توصیه‌شده تعریف نموده و بیان می‌نمایند که عدالت باید بازتاب‌دهنده مقایسه بین میزان مطلوبیت کاربران موجود در یک گروه باشد. پژوهش [۲۵] این فرض را مطرح می‌کند که گروه، چندین بار، به‌طور عادلانه یک آیتم را انتخاب می‌کند و هر بار کاربران ناراضی از تصمیم‌گیری‌های

سیستم توصیه‌گر گروهی، حتی در صورت عدم سازگاری ترجیحات، باید بتواند بهترین انتخاب ممکن را برای جمعی از افراد انجام دهد که کمترین فاصله را با ترجیحات اعضای گروه داشته باشد. در این سیستم‌ها باید عدالت<sup>۱</sup>، تساوی<sup>۲</sup> و کارایی<sup>۳</sup> حاکم باشند. گروه‌های کاربران ممکن است ناهمگن باشند یعنی اگر آیتمی برای یک دسته از افراد گروه، خوب باشد، ممکن است برای افرادی دیگر از همان گروه نامطلوب باشد و در صورت انتخاب آن، این افراد

<sup>1</sup> Fairness

<sup>2</sup> Equity

<sup>3</sup> Efficiency

در [۲۸] یک سیستم توصیه‌گر گروهی ارائه شد که قادر به پشتیبانی از رتبه‌بندی جزئی آیت‌ها از کاربران مختلف در قالب  $K$  لیست برتر است. این سیستم، از دو مرحله تشکیل شده است. در مرحله اول، لیست‌های توصیه‌ها برای اعضای گروه با استفاده از تکنیک فیلتر مشارکتی مبتنی بر کاربر تولید می‌شود. سپس، لیست توصیه‌های تولید شده در مرحله قبل با استفاده از رأی‌گیری تقریبی، ترکیب شده تا  $m$  آیت‌ها کاندید، مشخص شوند. سپس  $K$  آیت‌ها با رتبه بالاتر برای توصیه به گروه انتخاب می‌شوند.

پژوهش [۲۹] یک طرح جدید به نام  $PFGR$  پیشنهاد نموده است که از تئوری بازی و احتمالات برای توصیه گروه استفاده می‌کند تا صحت و عدالت را بین اعضای یک گروه برقرار کند. این سیستم، اولین ترجیح هر کاربر را تخمین زده، با جمع کردن ترجیحات اعضای گروه، در مورد انتخاب یک سرویس تصمیم‌گیری می‌کند. سرانجام،  $PFGR$  فعالیت کاربران را در نظر گرفته و از استراتژی مبتنی بر تئوری بازی برای تهیه یک لیست رتبه‌بندی استفاده کرده تا برای هر عضو گروه تا حد ممکن، توصیه، عادلانه باشد. نتایج تجربی حاکی از موفقیت  $PFGR$  در ارائه توصیه‌های عادلانه با دقت بالا می‌باشد.

نویسندگان در [۳۰] تلاش در ارائه یک سیستم توصیه‌گر گروه نمودند تا بتواند یک آیت‌ها یا بسته‌ای از آیت‌ها را به‌طور عادلانه به یک گروه از کاربران تخصیص دهند. این مطالعه دو رویکرد مختلف ارائه داده است. در رویکرد نخست ابتدا احتمال انتخاب آیت  $i$  توسط گروه  $u$  محاسبه شده سپس، احتمال‌های به‌دست آمده برای هر آیت‌ها بهم ترکیب شده تا احتمال بسته محاسبه شود. در این مدل فرض می‌شود آیت‌ها مستقل از هم هستند. در مدل دوم با فرض وابسته بودن آیت‌ها، ابتدا گروه با یک احتمال یکی از کاربران را به‌عنوان نماینده انتخاب می‌کند. این کاربر برای همه آیت‌ها تصمیم‌گیری می‌کند و آیت‌ها را انتخاب می‌کند. سپس احتمال اینکه آیت  $i$  توسط کاربر  $u$  انتخاب شود محاسبه می‌شود. در نهایت احتمال اینکه این بسته توسط سایر کاربران ترجیح داده شود محاسبه شده و میزان رضایت آن‌ها از بسته مشخص می‌گردد.

در [۱۷] یک مفهوم ساده از عدالت مورد بررسی قرار گرفته که در آن حداقل مطلوبیتی که عضو گروه دریافت می‌کند،

قبل، برای آیت بعدی، اولویت بالاتری دارند. در [۲۶]، دو معیار به نام میزان تناسب<sup>۱</sup> و آزاد از حسادت<sup>۲</sup> برای تعیین عدالت ارائه شده است. در مفهوم اول، برای کاربر  $u$  و یک مجموعه آیت  $P$  مانند  $P$  می‌گوییم که  $P$  متناسب با  $u$  است، اگر حداقل  $m$  آیت در  $P$  موجود باشد که کاربر  $u$  آن‌ها را ترجیح داده باشد، به این دلیل که  $m$  آیت موردعلاقه کاربر در بسته پیشنهادی وجود دارد، این بسته برای کاربر عادلانه است. در مفهوم دوم، با در نظر گرفتن گروهی مانند  $G$  و مجموعه آیت‌های مانند  $P$ ، کاربر  $u$  عضو  $G$  آزاد از حسادت است اگر حداقل  $m$  آیت از آیت‌های موردعلاقه کاربر در مجموعه  $P$  باشد. در این صورت کاربر احساس می‌کند که بسته منصفانه است. در غیر این صورت نسبت به سایر اعضای گروه حسادت می‌کند. با توجه به مطالب فوق، می‌توان گفت که عدالت در سیستم توصیه‌گر گروه به معنای کسب رضایت همه اعضای گروه در زمان توصیه است اما عملی کردن این مفهوم در سیستم توصیه‌گر گروه، هنوز به‌عنوان یک چالش پابرجا است. در این مقاله قصد داریم روش جدیدی برای محاسبه تأثیر اعضا بر یکدیگر بر اساس شباهت و اعتماد آن‌ها و همچنین میزان وابستگی و تعلق هر فرد به گروه و در نظر گرفتن مفهوم عدالت ارائه نماییم.

به طور خلاصه نوآوری‌های این مقاله را می‌توان به صورت زیر خلاصه نمود:

- انجام توصیه با توجه به تأثیر کاربران بر هم
- ارائه معیاری جدید برای تعیین رهبر در گروه با توجه به میزان اعتماد، شباهت و تعلق و وابستگی کاربران به گروه
- اندازه‌گیری تأثیر افراد موجود در گروه به صورت کارا

## ۲- پیشینه تحقیق

مطالعات و پژوهش‌های زیادی در حوزه سیستم توصیه‌گر گروهی انجام شده است. یکی از اولین تحقیقات در این زمینه در سال ۲۰۰۱ انجام شد یک سیستم توصیه‌گر گروهی به نام پلی‌لنز<sup>۳</sup> به منظور پیشنهاد فیلم به گروهی از کاربران ارائه گردید [۲۷].

<sup>3</sup> Polylens

<sup>1</sup> Proportionality

<sup>2</sup> Envy-Freeness

درجه اهمیت آن‌ها، است. برای دستیابی به این هدف، ابتدا یک مدل امتیاز مشارکت اعضا تحت عنوان MCS پیشنهاد شده تا درجه اهمیت هر عضو مشخص گردد. سپس یک مدل رتبه‌بندی میانگین محلی مبتنی بر فاصله منتهن برای اصلاح پیش‌بینی‌ها ایجاد شده است.

محققین در [۳۵]، روشی به نام فیلترینگ مشارکتی مبتنی بر گروه برای ارائه توصیه به گروه پیشنهاد نموده‌اند. نقطه قوت این رویکرد این است که آیت‌های مرتبط بر اساس موضوعات مورد علاقه هر گروه از کاربران پیشنهاد می‌شود. در پژوهشی دیگر برای به دست آوردن یک سیستم توصیه-گر گروهی واقع‌بینانه، قاطعیت شخصیت افراد در نظر گرفته شده است [۳۶]. این روش ترجیحات زوجی را برای رتبه‌بندی‌ها در سیستم‌های توصیه‌گر گروهی در نظر گرفته است. به این منظور یک رویکرد سه مرحله‌ای ارائه شده که ابتدا از سه روش امتیازدهی زوجی برای پیش‌بینی امتیازات آیت‌ها استفاده شده است. در گام دوم نمودار تاثیرگذاری شامل ویژگی‌ها شخصیتی از جمله قاطعیت و همکاری ایجاد شده و در نهایت یک مدل پویایی عقیده به منظور جمع آرا و عقاید ارائه گردیده است.

یک سیستم توصیه‌گر با ترکیب یک ماژول توصیه‌گر و یک سیستم خیره‌فازی در [۳۷] ارائه شده است. ماژول توصیه-گیر خود ترکیبی از سه زیرسیستم از نوع فیلتر مشارکتی، مبتنی بر محتوا و مبتنی بر دانش می‌باشد. این پژوهش به دلیل ترکیب روش‌های اساسی ذکر شده، قادر است توصیه‌های محتوای دقیق‌تری ارائه دهد که باعث افزایش عملکرد شده است.

با هدف افزایش دقت و سرعت سیستم‌های توصیه‌گر گروهی در [۳۸] با بهره‌گیری از الگوریتم slope one روشی ارائه گردید. استفاده از این الگوریتم سبب می‌شود تا نتایج مرتبط‌تری یافت شود. همچنین یکی از مزایای دیگر این روش، پشتیبانی از به‌روزرسانی پویای پیش‌بینی‌های رتبه‌بندی در حالت آنلاین است.

در [۳۹] مفهوم اعتماد نیز به سیستم‌های توصیه‌گر گروهی اضافه گردیده و در نتیجه سیستمی ارائه شده که با اضافه کردن مفهوم اعتماد در فرمول شباهت قادر است معتمدترین کاربر را نیز برای یک کاربر مشخص شده پیشنهاد دهد.

به‌عنوان عدالت شناخته می‌شود. این مطالعه از مفهوم بهینگی پرتو<sup>۱</sup> استفاده نموده و آیت‌ها یا مجموعه آیت‌های که برای همه اعضای گروه رتبه بالاتری را کسب کرده باشد، به‌عنوان بهینه پرتو در نظر گرفته و توصیه می‌شود.

نوروزی و کوهی نیز در پژوهش [۳۱]، یک سیستم توصیه-گر گروهی ارائه داده‌اند که ابتدا با استفاده از خوشه‌بندی اقدام به تشکیل گروه بر اساس شباهت کاربران می‌نماید. سپس دو معیار شباهت و اعتماد تعریف شده که بر اساس این دو معیار برای هر گروه یک رهبر تعیین می‌شود. همچنین میزان تأثیر هر یک از اعضا بر اساس معیار اعتماد مشخص می‌شود. در نهایت بعد از تعیین میزان تأثیر رهبر و هر عضو در گروه، رتبه هر آیت مشخص شده و با استراتژی میانگین، یک توصیه به گروه ارائه می‌شود.

نویسندگان در [۳۲] دو روش جدید تجمیع با ترکیبی از روش‌های رأی‌گیری تأییدی و سودمندی افزایشی ارائه نمودند تا آیت‌های موردعلاقه اعضای گروه را مشخص و توصیه کنند. معیار سودمندی افزایشی، برای تعیین مجموع ترجیحات اعضای گروه و معیار رأی‌گیری تأییدی، برای تعیین رتبه‌های بالا جهت رتبه‌بندی گروه استفاده می‌شود. در این مقاله، ابتدا گروه‌های کاربران با استفاده از خوشه‌بندی مشخص و شناسایی می‌شود. سپس، با استفاده از تکنیک‌های تجمیع نام‌برده شده در فصل قبل، اقدام به پیش‌بینی رتبه‌بندی جهت ارائه توصیه به گروه می‌شود.

مقاله [۳۳] یک رابطه ترجیحی برای سیستم توصیه‌گر گروهی پیشنهاد نموده است که از ماتریس فاکتور برای پیش‌بینی روابط ناشناخته برای اعضای گروه استفاده می‌کند. برای تجمیع ترجیحات نیز از طریق یک استراتژی تجمع وزن جدید استفاده شده است. این پژوهش، برای تشکیل گروه از ترجیحات مشترک بین اعضا استفاده کرده است. سپس یک گراف ترجیحات جهت‌دار برای تعیین رتبه‌بندی آیت‌ها توسط گروه کاربران استفاده شده که از آن برای تعیین وزن هر کاربر به آیت‌ها و در نهایت وزن گروه کاربران به یک آیت‌ها استفاده می‌شود.

از سوی دیگر، نویسندگان در [۳۴] روشی به‌منظور توسعه سیستم‌های توصیه‌گر گروهی به نام MC-GR ارائه کردند. هدف از این مقاله، ایجاد توصیه‌هایی با در نظر گرفتن سهم هر یک از اعضای گروه از طریق وزن دادن به اعضا بر اساس

<sup>۱</sup>Pareto Optimality



جدول (۲) به طور خلاصه پژوهش‌های انجام شده و سیستم‌های توصیه‌گر گروهی مختلف را نشان می‌دهد.

جدول ۲- خلاصه سیستم‌های توصیه‌گر گروهی

نام پروژه	سال	توضیحات
Top-K Lists [۲۸]	۲۰۱۷	نقاط قوت: - ایجاد لیست آیتم‌های رتبه‌بندی شده برای هر کاربر و سپس ادغام این لیست. - استفاده از رتبه‌بندی جزئی و فراهم‌شدن - امکان اینکه کاربران تنها تعدادی از آیتم‌ها را رتبه‌بندی کنند. نقاط ضعف: - عدم مؤثر بودن برای مقابله با شروع سرد، آیتم‌ها و کاربران جدید
PFGR [۲۹]	۲۰۲۰	نقاط قوت: - ارائه توصیه عادلانه برای همه اعضای یک گروه - استفاده از تئوری بازی و احتمالات که با داشتن پایه ریاضی توصیه‌های دقیق‌تری انجام می‌شود. نقاط ضعف: - زمان بر و پرهزینه بودن محاسبات
[۳۰]	۲۰۱۷	نقاط قوت: - استفاده از معیار عدالت برای توصیه گروهی، بررسی دقیق مفهوم عدالت نقاط ضعف: - زمان بر و پرهزینه بودن محاسبات
max-min fairness [۲۶]	۲۰۱۷	نقاط قوت: - استفاده از مفهوم عدالت نقاط ضعف: - زمان بر و پرهزینه بودن محاسبات
Pareto optimality [۱۷]	۲۰۱۹	نقاط قوت: - استفاده از مفهوم بهینگی پرتو، استفاده از مفهوم عدالت نقاط ضعف: - زمان بر و پرهزینه بودن محاسبات
[۳۱]	۲۰۲۰	نقاط قوت: - تعیین روابط کاربران بر هم در گروه و دخیل کردن این روابط در تصمیم‌گیری نهایی نقاط ضعف: - استفاده از معیار میانگین بدون در نظر گرفتن مفاهیمی همچون عدالت، میزان رضایت کاربران از توصیه
[۳۲]	۲۰۲۱	نقاط قوت: - ساده بودن عملیات توصیه نقاط ضعف: - عدم توجه به تأثیر کاربران بر تصمیمات هم
[۳۳]	۲۰۲۱	نقاط قوت: - ارائه روش جدید برای تجمیع ترجیحات، استفاده از گراف ترجیحات برای رتبه‌بندی آیتم‌ها در گروه - تخمین مناسب رتبه‌های آیتم‌ها در گروه نقاط ضعف: - زمان بر بودن تولید گراف ترجیحات برای هر کاربر و در نتیجه زمان بر بودن تعیین رتبه آیتم‌ها برای گروه
MC-GR [۳۴]	۲۰۱۶	نقاط قوت: - استفاده از تأثیر اعضا بر رتبه ارائه‌شده از سوی آن‌ها،

<p>– ارائه یک مدل جدید برای ترکیب رتبه‌های موجود در گروه نقاط ضعف:</p> <p>– استفاده از نمونه‌گیری تصادفی برای تعیین نماینده هر گروه</p>		
<p>نقاط قوت:</p> <p>– استفاده از فیلترینگ مشارکتی پیشرفته برای ارائه توصیه – استخراج موضوعات موردعلاقه کاربران قبل از ارائه توصیه و سپس استفاده از آن برای توصیه نقاط ضعف:</p> <p>– عدم توجه به رضایت‌بخش بودن آیتم توصیه‌شده نهایی برای کاربران</p>	۲۰۱۶	Group-based Collaborative Filtering [۳۵]
<p>نقاط قوت:</p> <p>– اعمال اولویت‌های زوجی برای محاسبه‌ی دقیق‌تر رتبه‌بندی آیتم‌ها – استفاده از ویژگی‌های شخصی‌تی برای درک تأثیر کاربر بر تصمیم نهایی نقاط ضعف:</p> <p>– جمع‌آوری اطلاعات مربوط به ویژگی‌های شخصی‌تی کاربران با آزمون TKI – ثابت در نظر گرفتن ویژگی‌های شخصی‌تی کاربران درحالی‌که ممکن است کاربری تغییر نگرش دهد</p>	۲۰۲۳	[۳۶]
<p>نقاط قوت:</p> <p>– ترکیب رویکردهای مبتنی بر محتوا و مبتنی بر فیلتر مشارکتی – استفاده از الگوریتم‌های استاندارد سیستم‌های توصیه‌گر که به طور کامل بدون نیاز به الگوریتم‌های دیگر در سیستم یکپارچه شده‌اند – داشتن یک مازول خبره فازی که از رتبه‌بندی نهایی محصولات بر اساس پارامترهای مختلف اطمینان حاصل می‌نماید. نقاط ضعف:</p> <p>– عدم ارزیابی مستمر خروجی‌ها</p>	۲۰۲۳	[۳۷]
<p>نقاط قوت:</p> <p>– افزایش دقت توصیه گروهی در زمان کوتاه‌تر با استفاده از روش Slope One – پشتیبانی از به‌روزرسانی پویای پیش‌بینی‌های رتبه‌بندی در حالت آنلاین نقاط ضعف:</p> <p>– نیاز به استفاده از اطلاعات بیشتر در مورد کاربران</p>	۲۰۲۳	[۳۸]
<p>نقاط قوت:</p> <p>– افزودن مفهوم اعتماد به سیستم توصیه‌گر گروهی</p>	۲۰۲۳	[۳۹]

### ۳- روش پیشنهادی

همان‌طور که گفته شد، سیستم‌های توصیه گروهی سعی دارند تا برای گروهی از افراد که دارای منافع مشترک هستند (به‌گونه‌ای که رضایت همه آن‌ها جلب نمایند) توصیه‌هایی را فراهم نمایند. یکی از مهم‌ترین مسائل در این سیستم‌ها روابط اجتماعی و تأثیر افراد بر یکدیگر در گروه‌ها است. به طور معمول، در گروه‌ها برخی از افراد به نام رهبر وجود دارند که بیش از سایر اعضا، مورداعتماد و توجه هستند. از این‌رو، بر سایر افراد تأثیرگذار بوده و سایر افراد نظرات خود را بر اساس نظرات آن‌ها تغییر می‌دهند. علاوه بر رهبر، این امکان نیز وجود دارد تا افراد، باتوجه‌به سایر اعضای گروه، نظر و ترجیحات خود را تغییر دهند. در این

بر اساس بررسی مطالعات موجود در این حوزه، مواردی هنوز به‌عنوان چالش مطرح است. اولین چالش ناقص بودن و مناسب نبودن استراتژی‌های تجمیع جاری برای سیستم‌های توصیه‌گر است. این استراتژی‌ها اغلب بازخورد تصمیمات قبلی را در نظر نمی‌گیرند. دوم اینکه اغلب الگوریتم‌ها به روابط کاربران در گروه و تأثیرات آن‌ها بر نظرات یکدیگر توجه نمی‌کنند. در صورتی که نظر کاربران در گروه می‌تواند تحت تأثیر سایرین تغییر کند. الگوریتم‌هایی هم که سعی در یافتن این روابط دارند، هنوز با چالش‌های بسیاری مواجه هستند. تخمین رتبه‌ها و اطلاعات از دست‌رفته، یافتن میزان اثرگذاری هر فرد بر سایر افراد در گروه، نحوه دخالت‌دادن نظرات کاربران بر هم‌همگی از موضوعاتی هستند که در این زمینه باید به آن‌ها توجه کرد.

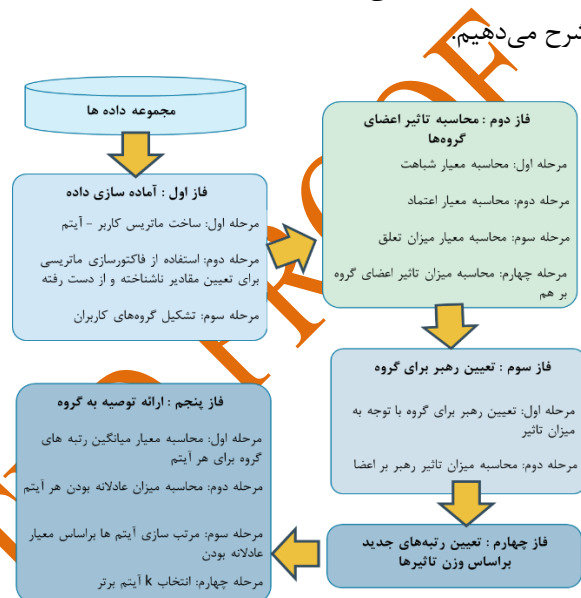
$$user - item \begin{bmatrix} r_{1,1} & r_{1,2} & r_{1,3} & \dots & r_{1,n} \\ r_{2,1} & r_{2,2} & r_{2,3} & \dots & r_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{m,1} & r_{m,2} & r_{m,3} & \dots & r_{m,n} \end{bmatrix} \quad (1)$$

در ماتریس یادشده،  $r_{i,j}$  رتبه کاربر  $i$ ام به آیتام  $j$ ام را نشان می‌دهد. در اغلب مجموعه‌ها، کاربران به همه آیتامها رتبه‌ای اختصاص نمی‌دهند چراکه سیستم‌های توصیه‌گر کاربران را ملزم به رتبه‌دهی به همه آیتامها نمی‌کند. بنابراین، برخی از مقادیر از دست‌رفته، تلقی می‌شوند. حال آنکه یک سیستم توصیه‌گر، فارغ از گروهی بودن آن، بر اساس رتبه‌های داده‌شده به آیتامها، اقدام به ارائه توصیه می‌کند، که عدم وجود رتبه می‌تواند بر کارایی و دقت سیستم تأثیر بگذارد. فاکتورسازی ماتریسی<sup>۱</sup>، یک نوع مدل عامل پنهان و یکی از محبوب‌ترین روش‌های توصیه است که توانایی بالایی در مواجهه با داده‌های ناشناخته و از دست‌رفته و رتبه‌های ضمنی دارد. فاکتورسازی ماتریسی یک ماتریس کاربر-آیتام با ورودی‌های ناشناخته را به دو ماتریس مختلف کاربر و آیتام تجزیه می‌کند. ماتریس کاربر فاکتورهای پنهان کاربران را و ماتریس آیتام عوامل پنهان آیتامها را نشان می‌دهد. بنابراین، کاربران و آیتامها بر روی یک فضای پنهان رتبه پایین نگاشت می‌شوند. سپس، با تخمین ورودی‌های ماتریس کاربر و ماتریس آیتام، می‌توان از طریق فرآیند بهینه‌سازی به یک ماتریس کاربر-آیتام که نزدیک‌ترین ماتریس به ماتریس واقعی است، دست پیدا کرد و ورودی‌های مجهول در ماتریس اصلی کاربر-آیتام را پر کرد. در این مقاله فاکتورسازی ماتریسی را مطابق با روش ارائه شده در [۴۰] نموده‌ایم. مطابق رابطه (۲) فاکتورسازی ماتریسی، تقریب یک ماتریس  $R$  با حاصل ضرب دو ماتریس کوچک‌تر  $W_1$  و  $W_2$  است.

$$R = W_1 W_2^T \quad (2)$$

که در این رابطه،  $W_1 \in \mathbb{R}^{|U| \times K}$  ماتریسی است که در آن هر سطر  $u$  بردار حاوی  $K$  عامل نهفته که کاربر  $u$  را توصیف می‌کند، دارد و  $W_2 \in \mathbb{R}^{|I| \times K}$  ماتریسی است که در آن هر ردیف  $i$  بردار حاوی عوامل پنهان  $K$  را که آیتام  $i$ ام را توصیف می‌کند، شامل می‌شود. فرض کنید که  $W_{1_{uk}}$  و  $W_{2_{ik}}$  درآیه‌ها و  $W_{1_u}$  و  $W_{2_i}$  به ترتیب بردارهای  $W_1$  و

پژوهش، سعی شده است تا با استفاده از همین موضوعات، روش جدیدی برای محاسبه تأثیر اعضا بر یکدیگر بر اساس شباهت و اعتماد آن‌ها و همچنین میزان وابستگی و تعلق هر فرد به گروه ارائه شود. الگوریتم پیشنهادی یک سیستم توصیه‌گر عادلانه مبتنی بر تأثیر اعضا ارائه می‌دهد که شامل پنج فاز است. شکل (۴)، فلوجارت مربوط به سیستم پیشنهادی را نشان می‌دهد. در ادامه هر فاز را به تفصیل شرح می‌دهیم.



شکل ۴- روش کلی الگوریتم پیشنهادی FairILGRS

### ۳-۱- فاز اول: آماده‌سازی مجموعه داده

در هر سیستم توصیه‌گر، مجموعه‌ای از کاربران به صورت  $U \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$  و همچنین مجموعه‌ای از آیتامها به صورت  $I \{I_1, I_2, \dots, I_m\}$  وجود دارد که به ترتیب  $n$  تعداد کاربران و  $m$  تعداد آیتامها است. هر کاربر مانند  $u$  به هر یک از آیتامهای موجود در مجموعه آیتامها، می‌تواند علاقه داشته باشد، یا نداشته باشد. برای تعیین میزان علاقه کاربر به یک آیتام، از رتبه کاربر استفاده می‌شود. به عبارت بهتر، نظر کاربران در مورد هر آیتام، در یک ماتریس ذخیره می‌شود که این ماتریس به نام ماتریس کاربر-آیتام، حاوی  $n$  سطر و  $m$  ستون است. نظر هر کاربر به صورت یک مقدار عددی در این ماتریس ذخیره می‌شود. حداقل و حداکثر مقدار، نحوه مقاردهی و ...، همگی وابسته به سیستم جمع‌آوری‌کننده اطلاعات است. حالت کلی ماتریس کاربر-آیتام مطابق رابطه (۱) می‌باشد.

هستند؛ لذا جهت استفاده از آن‌ها ابتدا باید گروه‌ها را شناسایی و مشخص کرد. بنابراین، قدم اول در الگوریتم پیشنهادی، شناسایی گروه‌های کاربران است. در این مقاله از الگوریتم خوشه‌بندی K-means برای تشکیل گروه استفاده می‌شود.

در این مقاله، ابتدا به اندازه‌ای از پیش تعیین شده،  $K$  گروه به‌عنوان مرکز خوشه انتخاب می‌شود. در اینجا، تعداد گروه-ها متناسب با مجموعه داده مشخص خواهد شد. سپس با توجه به میزان شباهت سایر گروه‌ها با مراکز خوشه، هر گروه به یک خوشه تخصیص می‌یابد. به‌منظور اندازه‌گیری شباهت کاربران از رابطه (۵) استفاده می‌شود [۳۱]:

$$similarity_{u,v} = \frac{(\sum_{i \in I} (r_{u,i} - \bar{r}_u)(r_{v,i} - \bar{r}_v))}{\sqrt{\sum_{i \in I} (r_{u,i} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{i \in I} (r_{v,i} - \bar{r}_v)^2}} \quad (5)$$

در رابطه فوق،  $r_{u,i}$  رتبه کاربر  $u$  به آیتم  $i$  است.  $\bar{r}_u$  نیز به میانگین رتبه‌هایی که کاربر  $u$  به همه آیتم‌ها داده است، اشاره دارد. به‌طور مشابه  $r_{v,i}$  رتبه کاربر  $v$  به آیتم  $i$  و  $\bar{r}_v$  میانگین رتبه‌هایی است که کاربر  $v$  به همه آیتم‌ها داده است. عملیات انتخاب گروه و تشکیل خوشه، به تعداد تکرار معین انجام شده و در نهایت بهترین خوشه، به‌عنوان خوشه-های نهایی انتخاب می‌شوند.

### ۳-۲- فاز دوم: محاسبه‌ی تاثیر اعضای گروه

در این فاز برای محاسبه تأثیر اعضای گروه از سه معیار شباهت، اعتماد و تعلق به گروه استفاده می‌شود. در ادامه نحوه محاسبه آن‌ها را مورد بررسی قرار می‌دهیم.

الف) معیار شباهت: کاربرانی که شباهت بیشتری دارند، تأثیر بیشتری از هم می‌پذیرند. به‌منظور تعیین شباهت کاربران از رابطه (۵)، استفاده می‌شود، اما جهت نرمال‌سازی مقادیر از رابطه (۶) استفاده می‌شود. با این نرمال‌سازی، مقدار شباهت بین صفر و یک خواهد بود و هرچه این مقدار بیشتر باشد، شباهت بین دو کاربر بیشتر است.

$$similarity_{u,v} = \frac{similarity_{u,v} - \min(similarity)}{\max(similarity) - \min(similarity)} \quad (6)$$

در سیستم توصیه‌گر، شباهت بین کاربران می‌تواند بر اساس رتبه‌ای که کاربران به هر آیتم داده‌اند، محاسبه شود.

$W_2$  باشند، رتبه  $r$  داده‌شده توسط کاربر  $u$  به آیتم  $i$  با استفاده از رابطه‌ی (۳) پیش‌بینی می‌شود [۴۰]:

$$\hat{r}_{ui} = \sum_{k=1}^k W_{1uk} W_{2ik} = W_{1u} W_{2i}^T \quad (3)$$

$W_2$  و  $W_1$  پارامترهای مدل (ماتریس‌های عامل پنهان) هستند که می‌توان آن‌ها را با بهینه‌سازی تابع هدف مطابق با رابطه (۴) یاد گرفت [۴۰]:

$$O^{MF} = \sum_{(u,i) \in R} (R_{ui} - W_{1u} W_{2i}^T)^2 + \lambda (\|W_1\|_F^2 + \|W_2\|_F^2) \quad (4)$$

که در آن  $\|W\|_F^2$  یک نرم فورینوس<sup>۱</sup> است و  $0 < \lambda < 1$  یک عبارت منظم‌سازی است که مقداری بین صفر تا یک دارد و برای جلوگیری از بیش‌برازش استفاده می‌شود. بعد از به دست آوردن رتبه‌های از دست‌رفته، اقدام به گروه‌بندی کاربران می‌شود. برای به دست آوردن گروه‌های کاربران، روش‌های مختلفی وجود دارد. یکی از مسائل اصلی سیستم توصیه‌گر گروهی، تشکیل و یا یافتن گروهی از افراد است که ترجیحات سازگار دارند که به‌عنوان تشکیل گروه شناخته می‌شود. تشکیل گروه، زیربنای اصلی این سیستم‌ها است. این سیستم‌ها می‌توانند حاوی گروه‌های آفلاین، آنلاین و تصادفی باشد.

در گروه‌های آفلاین که به آن‌ها گروه‌های صریح هم گفته می‌شود؛ لیست اعضا از پیش مشخص است. در این نوع گروه‌بندی، گروه‌ها از قبل تعریف می‌شوند. برای مثال، گروه‌های کارمندان در مجموعه داده کارمندان، یا گروه‌های خانوادگی یا دوستان. گروه‌های آنلاین که به آن‌ها گروه‌های ضمنی نیز گفته می‌شود، آشکار نیستند و باید توسط الگوریتم‌های مختلف آن‌ها را شناسایی کرد. بنابراین، در این نوع گروه‌بندی، گروه‌ها توسط خود سیستم و با تحلیل داده-های موجود در آن ایجاد می‌شوند. برای به‌دست‌آوردن این گروه‌ها از میزان شباهت افراد، شباهت ترجیحات افراد و... استفاده می‌شود. در گروه‌بندی تصادفی، گروه خاصی از پیش تعریف نشده است و افراد بر اساس یک معیار مشترک، گروه‌بندی می‌شوند. مانند همه افرادی که در یک ورزشگاه هستند و یا همه افرادی که در تور مسافرتی خاصی هستند. با توجه به جدید بودن حیطه سیستم‌های توصیه‌گر، در اغلب موارد و تحقیقات، مجموعه داده‌ها فاقد گروه‌های آشکار

بنابراین افرادی که به آیت‌های موجود رتبه یکسانی داده‌اند، سریع‌تر می‌توانند در مورد یک آیت مشترک، به توافق برسند.

ب) معیار اعتماد: اعتماد، میزان باور کاربران به یکدیگر، بر اساس الگوهایی مانند توانایی، تخصص و قابلیت اطمینان افراد است. اعتماد لزوماً یک رابطه دوطرفه نیست و در بیشتر موارد، به‌عنوان یک رابطه یک‌طرفه بیان می‌شود که طی آن یک شخص که به کاربران دیگر اعتماد دارد، «امین» و شخصی که هدف روابط اعتماد است، «اعتمادکننده» نام می‌گیرد. اعتماد بین کاربران به دو صورت صریح و ضمنی بیان می‌شود. اعتماد صریح بیانگر وجود یک رابطه اعتماد واضح بین کاربران است که به‌طور مستقیم توسط آن‌ها بیان می‌شود، درحالی‌که اعتماد ضمنی به‌صراحت توسط کاربران بیان نمی‌شود، بلکه بر اساس برخی شواهد، اسناد و شباهت‌ها به دست می‌آید.

در این مقاله، رابطه اعتماد بین کاربران به‌صورت ضمنی در نظر گرفته می‌شود، زیرا هیچ اعتماد صریحی در مجموعه داده مورد استفاده وجود ندارد. به همین دلیل نیاز به داشتن روابطی برای تعیین میزان اعتماد است. همان‌طور که گفته شد، یکی از ویژگی‌های مهم معیار اعتماد نامتقارن بودن است، به این معنی که میزان اعتماد کاربر  $u$  به کاربر  $v$  با میزان اعتماد کاربر  $v$  به کاربر  $u$  متفاوت است. در حالت کلی، در یک سیستم توصیه‌گر که قرار است یک آیت باتوجه به ترجیحات، وضعیت و علایق کاربر به او توصیه شود، یک کاربر مانند  $u$  زمانی می‌تواند به کاربر دیگر مانند  $v$  اعتماد کند که سلیق و ترجیحات او با کاربر  $v$  تا حد زیادی یکسان باشد. بدین ترتیب کاربر  $u$ ، به نظر و ایده کاربر  $v$  اعتماد می‌کند. به‌منظور محاسبه میزان مشترک بودن علایق دو کاربر، می‌توان تعداد آیت‌ها موردعلاقه هر دو را مشخص کرد. برای این منظور، با فرض اینکه  $r_{u,i}$  رتبه‌ای است که کاربر  $u$  به آیت  $i$  نام داده است،  $categorize(r_{u,i})$  مطابق با رابطه (۷) مشخص می‌کند که آیت موردعلاقه کاربر بوده است یا خیر.

$$categorize(r_{u,i}) = \begin{cases} \text{like} & \text{if } r_{u,i} \geq (0.5 \times r_{max}) \\ \text{unlike} & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

بعد از محاسبه آیت‌های موردعلاقه دو کاربر، با فرض اینکه  $like_u$  و  $like_v$  به ترتیب مجموعه آیت‌هایی باشند که

کاربر  $u$  و کاربر  $v$  به آن‌ها علاقه داشته‌اند، می‌توان میزان اشتراک آیت‌ها را مطابق با رابطه (۸)، به دست آورد [۳۱]:

$$Partnership_{u,v} = \frac{like_u \cap like_v}{like_u} \quad (8)$$

علاوه بر آن، می‌توان از اختلاف رتبه دو کاربر نیز برای تعیین دقیق‌تر از رابطه (۹) استفاده نمود [۳۱]:

$$Distance_{u,v} = \frac{1}{1 + \left( \sqrt{\sum_{i \in I_{u,v}} (r_{u,i} - r_{v,i})^2} \right)} \quad (9)$$

که  $r_{v,i}$  و  $r_{u,i}$  به ترتیب رتبه‌ای است که کاربر  $u$  و  $v$  به آیت  $i$  نام داده‌اند.  $I_{u,v}$  نیز آیت‌هایی است که بین دو کاربر مشترک هستند و هر دو به آن‌ها رتبه داده‌اند. درنهایت با توجه به روابط (۸) و (۹) می‌توان معیار اعتماد را مطابق با رابطه (۱۰)، به دست آورد [۳۱]:

$$Trust_{u,v} = \frac{2 \times Partnership_{u,v} \times Distance_{u,v}}{Partnership_{u,v} + Distance_{u,v}} \quad (10)$$

در رابطه (۱۰)، میزان اعتماد به‌صورت یک عدد بین صفر و یک محاسبه می‌شود. هرچه این مقدار بیشتر باشد، یعنی میزان اعتماد کاربر  $u$  به  $v$  بیشتر است.

ج) معیار تعلق به گروه: در یک گروه، اغلب افراد از کسی تأثیر می‌گیرند که به سایر گروه‌ها گرایش کمتری داشته باشد. برای مثال، در گروه دوستان کسی که این گروه را شکل داده، علاوه بر اینکه دارای محبوبیت و اهمیت بیشتری است، به گروه نیز تعلق بیشتری دارد، چون او افراد و دوستان مختلف خود را دور هم جمع کرده است. در خانواده، پدر و مادر به‌عنوان تشکیل‌دهنده گروه خانواده، تعلق بیشتری به این گروه دارند. در سیستم توصیه‌گر، اغلب نمی‌توان افراد تشکیل‌دهنده گروه را مشخص کرد. اما می‌توان گفت کسانی که بیشترین تعلق را به یک گروه دارند، نسبت به سایر گروه‌ها گرایش کمتری دارند. این مفهوم، در خوشه‌بندی به‌عنوان شاخص نیم‌رخ<sup>۱</sup> مطرح است. شاخص نیم‌رخ، فاصله بین داده‌ها در خوشه‌های متفاوت را بررسی می‌کند و این هدف را دنبال می‌کند که خوشه نسبت داده‌شده به یک نمونه داده، تا چه میزان درست و مطلوب بوده است. این معیار به پیوستگی درون خوشه‌ها و به میزان تفکیک‌پذیری آن‌ها بستگی دارد. مقدار نیم‌رخ برای هر نقطه، میزان تعلق آن را به خوشه‌اش در مقایسه با

<sup>۱</sup> Silhouette Index

حقیقت کسی که بالاترین شباهت، سطح اعتماد و میزان تعلق را به گروه داشته باشد، به عنوان رهبر در نظر گرفته می شود. رابطه (۱۵) برای شناسایی رهبر در یک گروه تعریف شده است. پس از آن به منظور تعیین میزان تأثیر و نفوذ رهبر بر اعضای گروه از رابطه (۱۶) استفاده می شود.

$$leader_{G_g} = \left\{ u: \operatorname{argmax} \sum_{v \in G_g, v \neq u} similarity_{v,u} + Trust_{v,u} + Dependency_u \right\} \quad (15)$$

$$LeaderWeight_{Inf_{u,v}} = \frac{\sum_{L,u \in G_g, L \neq u} similarity_{u,L} + Trust_{v,u} + Dependency_u}{2 \times (N_{G_g} - 1)} \quad (16)$$

### ۳-۴- فاز چهارم: تعیین رتبه های جدید بر اساس

#### وزن تأثیرها

باتوجه به تأثیری که یک کاربر می تواند بر کاربران دیگر بگذارد، رتبه های کاربران به آیتها تغییر می نماید. در این فاز رتبه ها بر اساس وزن تأثیر کاربران به روزرسانی می شوند. به منظور به روزرسانی رتبه های کاربران به هر آیت، مطابق رابطه (۱۷) عمل می شود.

$$new_{r_{u,i}} = r_{u,i} + \frac{\sum_{v=1}^{N_{G_g}} Weight_{Inf_{u,v}} \times (r_{v,i} - r_{u,i})}{|N_{G_g}|} \quad (17)$$

where  $u, v \in G_g$

در این رابطه  $Weight_{Inf_{u,v}}$  نشان دهنده میزان تأثیر کاربر  $v$  بر  $u$  است که از رابطه (۱۴) محاسبه می شود و اگر  $v$  رهبر گروه باشد از مقدار  $LeaderWeight_{Inf_{u,v}}$  در رابطه (۱۶) استفاده می شود.

### ۳-۵- فاز پنجم: ارائه ی توصیه به گروه

در این مرحله، توصیه به گروه ارائه می شود. برای ارائه توصیه نیاز به استفاده از یک معیار جهت تجمع آرا و رتبه های کاربران گروه است. به همین منظور در این مقاله ترکیبی از استراتژی های تجمع موجود مورد استفاده قرار گرفته به گونه ای که عدالت در توصیه ها، بیشینه شود. همچنین آیت می که اکثر افراد از آن راضی باشند، به عنوان آیت عادلانه در نظر گرفته می شود. با داشتن این تعریف، مراحل تجمع رتبه ها در چهار مرحله انجام می شود که در ادامه شرح داده می شود.

خوشه مجاور اندازه می گیرد. به منظور محاسبه این معیار مطابق با رابطه (۱۱) ابتدا میزان شباهت یک کاربر مانند  $u$  به گروه تعیین می شود:

$$InSim(u) = \frac{1}{|C| - 1} \sum_{v \in C} similarity_{u,v} \quad (11)$$

در رابطه فوق،  $similarity_{u,v}$  میزان شباهت دو کاربر را نشان می دهد که مطابق با رابطه (۵) محاسبه می شود.  $|C|$  تعداد اعضای گروه  $C$  است.

سپس میانگین شباهت کاربر با کاربران موجود در سایر گروه را بررسی می شود. از آنجاکه تعداد کاربران زیاد است، این امر منجر به افزایش تعداد محاسبات می شود؛ لذا در این بخش، از هر گروه، به طور تصادفی، تعدادی از کاربران مشخص و از این کاربران برای محاسبه میزان شباهت می شود. در نهایت نیز کمترین میزان میانگین شباهت، مشخص می شود. رابطه (۱۲) این شباهت را محاسبه می کند.

$$OutSim(u) = \min_{k=1, \dots, N} \frac{1}{|C_k|} \sum_{v \in C_k} similarity_{u,v} \quad (12)$$

در رابطه (۱۲) نیز،  $similarity_{u,v}$  شباهت دو کاربر  $u$  و  $v$  است،  $C_k$  گروه  $k$ ام را نشان می دهد.  $|C_k|$  تعداد اعضای گروه است. در نهایت، مقدار نهایی معیار وابستگی به صورت رابطه (۱۳) محاسبه می شود:

$$Dependency_u = 1 - \frac{|OutSim(u) - InSim(u)|}{\max\{InSim(u), OutSim(u)\}} \quad (13)$$

هر چه مقدار  $Dependency_u$  به یک نزدیک تر باشد، وابستگی بیشتر است. حال با ترکیب این مقادیر می توان میزان تأثیر کاربر  $u$  بر کاربر  $v$  را با استفاده از رابطه (۱۴) اندازه گیری کرد:

$$Weight_{Inf_{u,v}} = \frac{2 \times Trust_{v,u} \times similarity_{v,u} \times Dependency_u}{(Trust_{v,u} + similarity_{v,u} + Dependency_u)} \quad (14)$$

### ۳-۳- فاز سوم: تعیین رهبر برای هر گروه

رهبر برجسته ترین فرد در گروه های اجتماعی است. در فعالیت های گروهی، رهبر کسی است که اعضای گروه به او بیشترین اعتماد را داشته و تعلق بیشتری به گروه داشته باشد. علاوه بر این، رهبر می تواند نظرات مشابهی را برای اعضا ارائه دهد. از این رو، الگوریتم پیشنهادی، باتوجه به سه معیار شباهت، تعلق به گروه و اعتماد، رهبر را تعیین می کند. در

(rank) به دست آمده برای هر آیتم محاسبه می‌گردد. در نهایت، آیتم‌ها بر اساس این رتبه مرتب شده و  $k$  آیتم برتر برای توصیه به گروه انتخاب می‌شوند.

#### ۴- ارزیابی و نتایج

در این بخش عملکرد الگوریتم پیشنهادی در مقایسه با چندین روش پایه و اخیراً ارائه شده، مورد ارزیابی قرار گرفته است. به منظور پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی از زبان برنامه‌نویسی پایتون، در محیط Anaconda استفاده شده است. بر اساس بررسی‌ها و تحقیقات انجام شده، در اغلب تحقیقات، به منظور پیاده‌سازی و ارزیابی الگوریتم سیستم توصیه‌گر گروهی، از مجموعه داده‌های معمول در سیستم توصیه‌گر سنتی استفاده شده است و مجموعه داده مشخص و معینی با هدف سیستم توصیه‌گر گروهی تعیین نشده است. بر این اساس، ما از مجموعه داده MovieLens به منظور ارزیابی و پیاده‌سازی الگوریتم خود استفاده می‌کنیم. این مجموعه یکی از مجموعه داده‌های مشهور و محبوب در زمینه سیستم توصیه‌گر است که به شکل آنلاین قابل دسترسی است<sup>۱</sup>. مجموعه داده‌ای شامل رتبه‌بندی‌ها و برچسب‌های عددی است که بر اساس رتبه‌های داده شده به فیلم‌های مختلف توسط کاربران یک سرویس توصیه‌کننده آنلاین فیلم جمع‌آوری شده است. در این مقاله ما از مجموعه داده ml-latest-small که یکی از نسخه‌های کم‌حجم از این مجموعه داده است، استفاده می‌کنیم. این مجموعه داده که در سال ۲۰۱۸ ایجاد گردید، شامل ۱۰۰۸۳۶ رتبه و ۳۶۸۳ برچسب در مورد ۹۷۴۲ فیلم است که توسط ۶۱۰ کاربر ایجاد شده است. همه کاربران منتخب حداقل به ۲۰ فیلم امتیاز داده بودند. (مجموعه داده فاقد اطلاعات دموگرافیک (مانند سن، تحصیلات و...) است و تنها هر کاربر دارای یک شناسه بوده و هیچ اطلاعات دیگری از کاربر ارائه نمی‌شود.

به منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، روش ارائه شده را با چندین پژوهش اخیراً ارائه شده و سه روش پایه بر اساس معیارهای ارزیابی گوناگون مقایسه نموده‌ایم. ارزیابی از دو مرحله تشکیل شده است. در مرحله اول، رتبه‌بندی‌های جدید اعضا که بر اساس تأثیرات پیش‌بینی شده‌اند، ارزیابی می‌شوند. به منظور ارزیابی دقیق-تر، گروه‌هایی با اندازه ۵، ۱۰ و ۱۵ در نظر گرفته شده است.

الف) ابتدا میانگین رتبه‌هایی که هر کاربر به همه آیتم‌ها داده است، محاسبه می‌شود. تفاوت این معیار با معیار میانگین سنتی که پیش‌تر بحث شد، در این است که معیار میانگین سنتی، میانگین رتبه‌هایی را که همه کاربران به یک آیتم داده‌اند مشخص می‌کند. در حالی که در این مقاله، میانگین رتبه‌هایی که یک کاربر به همه آیتم‌ها داده است را محاسبه می‌نماییم. در حقیقت این معیار، پراکندگی و توزیع رتبه دهی کاربر را مشخص می‌نماید و بنابراین می‌توان تعیین کرد که هر کاربر در زمان رتبه دهی چه میزان سخت‌گیر و حساس است. رابطه (۱۸) نحوه محاسبه این معیار را نشان می‌دهد.

$$average\_user(u) = \frac{\sum_{i \in I} new\_rate_{u,i}}{|I|} \quad (18)$$

که در این رابطه  $u$  یک کاربر و  $i$  یک آیتم از مجموعه آیتم‌ها یعنی  $I$  بوده و  $new\_rate_{u,i}$  رتبه‌ای است که کاربر  $u$  به آیتم  $i$  داده و  $|I|$  تعداد آیتم‌های موجود برای توصیه می‌باشد.

ب) در گام دوم، برای هر کاربر آیتم‌هایی که رتبه آن بیشتر از میانگین باشد، مشخص می‌شود. سپس آیتم‌های بر اساس میانگین رتبه کاربر جدا می‌شوند. آیتم‌هایی که بالاتر از میانگین رتبه کاربر باشند، به عنوان آیتم قابل قبول و در غیر این صورت به عنوان آیتم‌های غیرقابل قبول لحاظ می‌شوند.

$$rank(u, i) = |new\_rate_{u,i} > average\_user(u)| \quad (19)$$

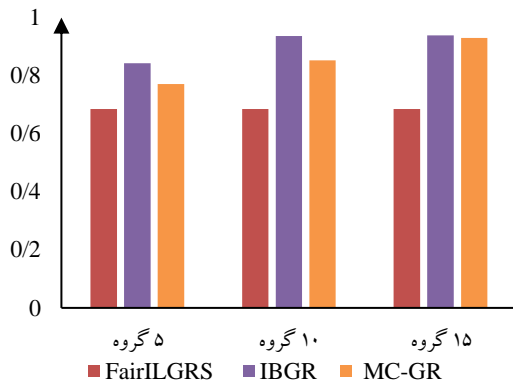
ج) در گام سوم، با استفاده از استراتژی میانگین سنتی، میانگین رتبه‌های کسب شده برای هر آیتم در گروه محاسبه می‌شود. با فرض اینکه  $g$  گروهی از مجموعه گروه‌ها یعنی  $G$  باشد.

$$average\_item(i) = \frac{\sum_{u \in g} new\_rate_{u,i}}{N_g}, i \in I \quad (20)$$

در رابطه (۲۰)،  $average\_item(i)$  میانگین رتبه‌هایی است که به آیتم  $i$  داده شده است.  $new\_rate_{u,i}$  رتبه‌ای است که کاربر  $u$  به آیتم  $i$  داده است.  $N_g$  تعداد کاربران موجود در گروه  $g$  است.

د) در گام چهارم، حاصل ضرب میانگین رتبه‌های کسب شده برای هر آیتم ( $average\_item(i)$ ) در مجموع رتبه

<sup>۱</sup> <http://www.grouplens.org>



شکل ۵- مقایسه معیار میانگین خطای مطلق

بر اساس شکل (۵)، هر سه الگوریتم عملکردی قابل قبول داشتند، اما الگوریتم پیشنهادی توانسته خطای کمتری را گزارش نماید. دلیل این امر می‌تواند ناشی از نحوه محاسبه تأثیر کاربران بر هم در روش پیشنهادی باشد.

(ب) ریشه میانگین مربعات خطا

ریشه میانگین مربعات خطای یکی از معیارهای رایج برای ارزیابی سیستم‌های توصیه‌گر است که از رابطه (۲۲) محاسبه می‌شود.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n |Pr_i - Acr_i|^2}{N}} \quad (22)$$

که  $Pr_i$  مقدار پیش‌بینی شده توسط الگوریتم و  $Acr_i$  مقدار واقعی برای آیت  $i$  ام و  $N$  نیز تعداد کل آیت‌ها است. هرچه مقدار این معیار به صفر نزدیک‌تر باشد، به معنای این است که میزان خطا کمتر بوده و نتایج مطلوب‌تر است. شکل (۶) نتایج به دست آمده از محاسبه معیار ریشه میانگین مربعات خطا را برای سه روش FairILGRS، IBGR و MC-GR بر روی مجموعه داده نشان می‌دهد.

در مرحله دوم، رضایت گروه‌ها، از  $k$  آیت و توصیه‌های داده‌شده به گروه مورد ارزیابی قرار گرفته است. در این مرحله نیز، به منظور ارزیابی دقیق‌تر، گروه‌هایی با اندازه ۵، ۱۰ و ۱۵ در نظر گرفته شده است. همچنین جهت بررسی مقیاس‌پذیر بودن الگوریتم، تعداد توصیه‌ها، ۱، ۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰ تعیین شده‌اند.

#### ۴-۱- ارزیابی رتبه‌های تعیین شده

برای ارزیابی رتبه‌های تعیین شده، از معیارهای میانگین خطای مطلق، ریشه میانگین مربعات خطا و دقت استفاده شده است. در ادامه هر یک از معیارهای فوق معرفی و نتایج حاصل از آن‌ها، ذکر می‌گردد.

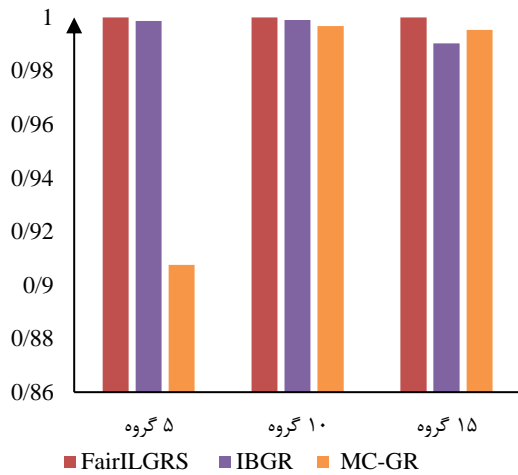
(الف) میانگین خطای مطلق

سنتی‌ترین معیار در ارزیابی سیستم توصیه‌گر، معیار میانگین خطای مطلق است که جهت ارزیابی توانایی یک سیستم برای پیش‌بینی علاقه کاربر به یک آیت خاص استفاده می‌شود. این معیار تفاوت بین مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی شده را با استفاده از رابطه (۲۱) اندازه‌گیری می‌کند.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |Pr_i - Acr_i|}{N} \quad (21)$$

که  $Pr_i$  مقدار پیش‌بینی شده توسط الگوریتم و  $Acr_i$  مقدار واقعی برای آیت  $i$  ام است.  $N$  نیز تعداد کل آیت‌ها است. هر چه مقدار میانگین خطای مطلق به صفر نزدیک‌تر باشد، به معنای این است که میزان خطا کمتر بوده و نتایج مطلوب‌تر است. شکل (۵) نتایج حاصل از این معیار را برای روش پیشنهادی و الگوریتم‌های ارائه شده در IBGR [31] و MC-GR [34] بر روی مجموعه داده نشان می‌دهد. دلیل استفاده از این دو الگوریتم در کنار الگوریتم پیشنهادی این است که از بین تمامی مقالات معرفی شده، تنها این دو مورد، به تخمین تأثیر کاربران برهم می‌پرداختند. هدف از استفاده از این معیار این است که میزان مناسب بودن رتبه‌های تخمین زده شده اندازه‌گیری شود.



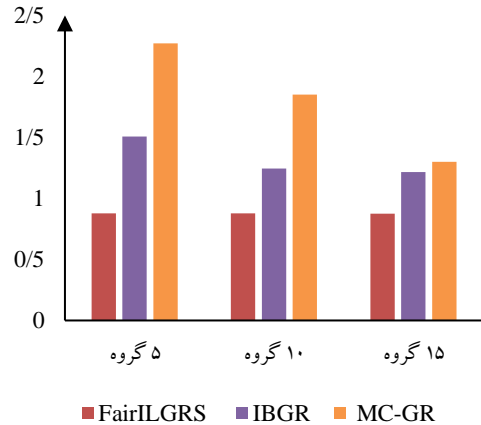


شکل ۷- مقایسه معیار دقت

در شکل (۷)، میزان دقت الگوریتم‌ها در محاسبه رتبه‌ها گزارش شده است. براساس این نمودار، الگوریتم پیشنهادی عملکردی بهتری در قیاس با سایر روش‌ها داشته است. در این بخش همان‌طور که بیان شد الگوریتم پیشنهادی عملکردی بهتری بر اساس سه معیار ارزیابی نسبت به سایرین داشته است. دلیل این امر می‌تواند ناشی از نحوه محاسبه اثرگذاری کاربران برهم باشد. به عبارت بهتر الگوریتم پیشنهادی سعی کرده است تا حد زیادی رتبه‌های کاربران را حفظ کند و تأثیر کاربران و رهبر را به طور معقولانه‌تری بر رتبه کاربر اعمال کند.

#### ۴-۲- ارزیابی توصیه‌ها

در این بخش به بررسی توصیه‌های داده شده به کاربران پرداخته و مشخص می‌شود که استراتژی تجمیع پیشنهاد شده تا چه میزان مناسب و مطلوب بوده است. به همین منظور برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، آن را با روش‌های IBGR [۳۱]، MC-GR [۳۲]، Collaborative Filtering (GCF) [۳۵]، Aggregating-top-list (ATL) [۲۸]، Fairness Package [۳۰] و همچنین AwU [۳۲] روش‌های تجمیع ضرب رتبه‌های تخصیص داده شده به آیت‌ها (MUL)، رای‌گیری (PLU) و پایین‌ترین رتبه (LMS) که در فصل یک عنوان شدند، مقایسه نموده‌ایم. برای این منظور از معیارهای سود تجمعی تنزیل شده نرمال شده، رضایت گروهی و عدالت استفاده شده است.



شکل ۶- مقایسه معیار ریشه میانگین مربعات خطا

مطابق با نتایج به دست آمده در شکل (۶)، براساس این معیار نیز روش پیشنهادی خطای کمتری را گزارش نموده است.

(ج) دقت

در این مقاله دقت به عنوان یک مکمل نرمال شده میانگین خطای مطلق منعکس شده و طبق رابطه (۲۳) محاسبه می‌شود.

$$Precision = 1 - \frac{\sum_{i=1}^I \frac{|Pr_i - Acr_i|}{\max(|Rmax - Acr_i|, |Rmin - Acr_i|)}}{I} \quad (23)$$

که  $Pr_i$  مقدار پیش‌بینی شده توسط الگوریتم،  $Acr_i$  مقدار واقعی برای آیت  $i$ ام،  $Rmax$  حداکثر مقدار رتبه،  $Rmin$  حداقل مقدار رتبه و  $I$  نیز تعداد کل آیت‌هاست. بیشتر بودن این معیار نشان‌دهنده مطلوب‌تر بودن نتایج است. شکل (۷) نتایج به دست آمده از معیار دقت برای روش‌های پیشنهادی، IBGR و MC-GR روی مجموعه داده‌ای را نشان می‌دهد.

الف) سود تجمعی تنزیل شده نرمال شده (nDCG)

سود تجمعی تنزیل شده نرمال شده (nDCG)، یک معیار استاندارد برای ارزیابی خوب بودن یک لیست رتبه‌بندی شده از توصیه‌ها است. برای محاسبه این معیار، فرض کنید که  $p_1, \dots, p_l$  لیست رتبه‌بندی شده از آیتم‌ها برای توصیه به گروه داشته باشیم؛  $u$  یک کاربر و  $r_{upi}$  امتیاز او به آیتم  $i$  است. براین اساس، معیار DCG و nDCG از رابطه (۲۴) محاسبه می‌شود [1]:

$$DCG_k^u = r_{up1} + \sum_{i=2}^k \frac{r_{upi}}{\log_2(i)} \quad (24)$$

$$nDCG_k^u = \frac{DCG_k^u}{IDCG_k^u}$$

مقدار  $IDCG_k^u$  حداکثر مقدار DCG است که برای کاربر  $u$  به دست آمده است. معیار ذکر شده، میزان مناسب بودن توصیه‌ها را نشان می‌دهد. این معیار، برای هر کاربر به طور مجزا، بررسی می‌کند که بسته انتخاب شده، توانسته است رضایت آن کاربر را کسب کند یا خیر. در نهایت از میانگین میزان رضایت‌مندی کاربران، مقدار این معیار محاسبه می‌گردد. جدول (۳) تا (۷) نتایج به دست آمده از این معیار را، برای الگوریتم پیشنهادی و سایر روش‌ها مورد مقایسه، با تعداد گروه‌های ۵، ۱۰ و ۱۵ و همچنین تعداد توصیه‌های ۱، ۵، ۱۰، ۱۵ و ۲۰ نشان می‌دهد.

جدول ۳- نتایج به دست آمده از معیار nDOG با یک توصیه

تعداد گروه	5	10	15
IBGR	0.4387	0.4328	0.4578
PLU	0.4493	0.4360	0.4293
MUL	0.5227	0.3252	0.3279
LMS	0.4169	0.3234	0.4248
MC-GR	0.5963	0.5949	0.5607
GCF	0.5787	0.5811	0.5711
ATL	0.5973	0.5998	0.5855
Fairness Package	0.6908	0.6919	0.6724
AwU	0.6512	0.6807	0.6854
FairILGRS	<b>0.7230</b>	<b>0.7230</b>	<b>0.7230</b>

جدول ۴- نتایج به دست آمده از معیار nDOG با ۵ توصیه

تعداد گروه	5	10	15
IBGR	0.3450	0.3585	0.3721
PLU	0.3149	0.6085	0.6769
MUL	0.3279	0.5252	0.5227
LMS	0.4248	0.5234	0.5169
MC-GR	0.5558	0.5214	0.5722
GCF	0.6695	0.5336	0.5373
ATL	0.6834	0.5364	0.5421
Fairness Package	0.6696	0.6408	0.6505
AwU	0.6504	0.6784	0.6819
FairILGRS	<b>0.7217</b>	<b>0.7217</b>	<b>0.7218</b>

جدول ۵- نتایج به دست آمده از معیار nDOG با ۱۰ توصیه

تعداد گروه	5	10	15
IBGR	0.6214	0.3574	0.3595
PLU	0.5989	0.5221	0.4474
MUL	0.3227	0.4252	0.4279
LMS	0.4169	0.4234	0.3248
MC-GR	0.6150	0.6320	0.6899
GCF	0.6384	0.6507	0.6975
ATL	0.6983	0.6328	0.6850
Fairness Package	0.7171	0.6347	0.7243
AwU	0.7204	<b>0.7347</b>	<b>0.7347</b>
FairILGRS	<b>0.7211</b>	<b>0.7211</b>	<b>0.7211</b>

جدول ۶- نتایج به دست آمده از معیار nDOG با ۱۵ توصیه

تعداد گروه	5	10	15
IBGR	0.3118	0.3522	0.3478
PLU	0.4022	0.5168	0.5438
MUL	0.3227	0.4252	0.4279

آیتم‌های توصیه‌شده به کاربر،  $N_{Gg}$  تعداد اعضای گروه و  $N_{IR}$  تعداد آیتم‌های توصیه‌شده به گروه است. هرچه مقدار این معیار بیشتر باشد، نشان‌دهنده مطلوب بودن عملکرد الگوریتم است. جداول (۸) تا (۱۲) نشان‌دهنده عملکرد روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها بر اساس معیار رضایت گروهی می‌باشد.

جدول ۸- نتایج به‌دست‌آمده از معیار GSM با یک توصیه

تعداد گروه	5	10	15	نام الگوریتم
IBGR	0.5101	0.5210	0.5667	
PLU	0.0230	0.0455	0.0417	
MUL	0.6384	0.6350	0.5299	
LMS	0.4884	0.4313	0.4629	
MC-GR	0.6078	0.5926	0.6794	
GCF	0.5009	0.5547	<b>0.7181</b>	
ATL	0.6100	0.5904	0.5331	
Fairness Package	0.5135	0.5340	0.6514	
AwU	0.6101	0.6247	0.6662	
FairILGRS	<b>0.6438</b>	<b>0.6360</b>	0.7011	

جدول ۹- نتایج به‌دست‌آمده از معیار GSM با ۵ توصیه

تعداد گروه	5	10	15	نام الگوریتم
IBGR	0.5214	0.5117	0.4385	
PLU	0.1171	0.0606	0.0500	
MUL	0.4380	0.4351	0.4730	
LMS	0.5088	0.5360	0.5629	
MC-GR	0.5962	<b>0.6965</b>	<b>0.7011</b>	
GCF	0.5254	0.5000	0.5818	
ATL	0.5970	0.5792	0.5134	
Fairness Package	0.5446	0.5077	0.6888	
AwU	0.6066	0.6835	0.6900	
FairILGRS	<b>0.6112</b>	0.6101	0.6652	

0.3248	0.3234	0.3169	LMS
0.4111	0.6044	0.6384	MC-GR
0.6269	0.6174	0.6451	GCF
0.6977	0.6226	0.6308	ATL
0.6301	0.6344	0.6128	Fairness Package
0.6823	0.6777	0.6471	AwU
<b>0.7201</b>	<b>0.7201</b>	<b>0.7201</b>	FairILGRS

جدول ۷- نتایج به‌دست‌آمده از معیار nDOG با ۲۰ توصیه

تعداد گروه	5	10	15	نام الگوریتم
IBGR	0.3048	0.4328	0.3436	
PLU	0.4033	0.4093	0.4209	
MUL	0.3274	0.5179	0.3279	
LMS	0.4938	0.4335	0.4782	
MC-GR	0.7033	0.7284	0.7226	
GCF	0.6017	0.6523	0.7049	
ATL	0.6813	0.6630	0.7009	
Fairness Package	0.6198	0.6493	0.7102	
AwU	0.6967	<b>0.7206</b>	0.6631	
FairILGRS	<b>0.7198</b>	0.7198	<b>0.7192</b>	

بر اساس نتایج نشان‌داده‌شده در جداول (۳) تا (۷)، الگوریتم پیشنهادی، در همه موارد به جز حالت تعداد توصیه ۱۰ و تعداد گروه ۱۵ از سایر روش‌ها بهتر عمل نموده است.

(ب) رضایت گروهی

این معیار برای ارزیابی توصیه‌های ارائه‌شده به گروه‌ها، استفاده می‌شود و طی آن سعی می‌شود تا میزان رضایت گروه‌ها را بر اساس هر عضو بسنجد. رضایت گروهی را می‌توان با رابطه (۲۵) تخمین زد.

$$GSM_{Gg} = \frac{\sum_{u \in Gg} I_u^S \cap I_R}{N_{Gg} * N_{IR}} \quad (25)$$

در معادله فوق،  $I_u^S$  نشان‌دهنده آیتم‌هایی است که کاربر  $u$  به آن‌ها رتبه‌ای بالاتر از  $0.5 \times R_{max}$  است.  $I_R$  مجموعه

0.5214	0.4681	0.5088	LMS
0.5292	0.5576	0.5667	MC-GR
0.5799	0.5212	0.5263	GCF
0.5214	0.5681	<b>0.5888</b>	ATL
0.5435	0.5490	0.5673	Fairness Package
<b>0.5812</b>	0.5741	0.5767	AwU
0.5775	<b>0.5862</b>	0.5809	FairILGRS

معیار رضایت گروهی نیز، میزان مناسب بودن توصیه‌ها را نشان می‌دهد. با این تفاوت که این معیار، کل گروه را در نظر می‌گیرد و درحقیقت رضایت یک گروه را نسبت به توصیه‌ها محاسبه می‌کند. براساس نتایج به‌دست آمده در جداول (۸) تا (۱۲)، الگوریتم پیشنهادی، در اغلب موارد توانسته است، میزان مطلوبی را کسب کند.

(پ) عادلانه بودن توصیه:

این معیار به بررسی میزان عادلانه بودن توصیه می‌پردازد و بر اساس رابطه (۲۶) محاسبه می‌گردد.

$$fairness_{package}(g) = \frac{|g_N|}{|g|} \quad (26)$$

در رابطه (۲۶)،  $|g_N|$  تعداد اعضای از گروه را نشان می‌دهد که حداقل به  $m$  ایتیم از مجموعه آیتیم‌های توصیه شده، علاقه داشتند.  $|g|$  نشان دهنده تعداد همه اعضای گروه است. در اینجا، بسته به اندازه توصیه‌ها، مقدار  $m$  را به‌صورت زیر در نظر می‌گیریم:

$$m = \left\lfloor \frac{recommend\_package}{5} \right\rfloor \quad (27)$$

که در رابطه بالا  $recommend\_package$  به معنای تعداد توصیه‌های داده‌شده به کاربر است. جداول (۱۳) تا (۱۷) نتایج حاصل از این معیار را نشان می‌دهد.

جدول ۱۳- نتایج به‌دست‌آمده از معیار عادلانه بودن با یک

توصیه

15	10	5	تعداد گروه
			نام الگوریتم
0.5667	0.5210	0.5101	IBGR

جدول ۱۰- نتایج به‌دست‌آمده از معیار GSM با ۱۰ توصیه

15	10	5	تعداد گروه
			نام الگوریتم
0.4272	0.4681	0.4986	IBGR
0.0346	0.0411	0.0655	PLU
0.5730	0.5426	<b>0.6438</b>	MUL
0.5629	0.5872	0.5088	LMS
0.5712	0.5072	0.5215	MC-GR
0.5953	0.5903	0.5614	GCF
0.5436	0.5905	0.5621	ATL
0.5941	0.5909	0.5279	Fairness Package
0.5874	0.5971	0.6131	AwU
<b>0.6009</b>	<b>0.6007</b>	0.5984	FairILGRS

جدول ۱۱- نتایج به‌دست‌آمده از معیار GSM با ۱۵ توصیه

15	10	5	تعداد گروه
			نام الگوریتم
0.4134	0.5462	0.5743	IBGR
0.0281	0.0286	0.0444	PLU
0.4730	0.4809	0.5438	MUL
0.4629	0.5539	0.5088	LMS
0.3213	0.5545	0.5657	MC-GR
0.5680	0.5174	0.5263	GCF
0.5629	0.5539	0.5088	ATL
0.5191	0.5631	0.5728	Fairness Package
0.5646	0.5911	<b>0.6070</b>	AwU
<b>0.5872</b>	<b>0.5920</b>	0.5877	FairILGRS

جدول ۱۲- نتایج به‌دست‌آمده از معیار GSM با ۲۰ توصیه

15	10	5	تعداد گروه
			نام الگوریتم
0.5022	0.5210	0.5539	IBGR
0.0278	0.0303	0.0473	PLU
0.4385	0.5743	0.5438	MUL

0.5747	0.5389	0.5375	ATL
0.5501	0.5146	0.5110	Fairness Package
0.5253	0.5606	0.5361	AwU
<b>0.6265</b>	<b>0.6170</b>	<b>0.6172</b>	FairILGRS

جدول ۱۶- نتایج به دست آمده از معیار عادلانه بودن با ۱۵

توصیه

تعداد گروه	توصیه	توصیه	توصیه	نام الگوریتم
5	10	15		
0.4193	0.6861	0.5078		IBGR
0.2299	0.3227	0.3168		PLU
0.5438	0.4438	0.4193		MUL
0.5088	0.4562	0.4269		LMS
0.5237	0.5918	0.5776		MC-GR
0.5248	0.5432	0.6700		GCF
0.5253	0.5518	<b>0.6709</b>		ATL
0.5957	<b>0.6307</b>	0.6454		Fairness Package
0.5976	0.6207	0.6398		AwU
<b>0.6046</b>	0.6070	0.6124		FairILGRS

جدول ۱۷- نتایج به دست آمده از معیار عادلانه بودن با ۲۰

توصیه

تعداد گروه	توصیه	توصیه	توصیه	نام الگوریتم
5	10	15		
0.3308	0.5210	0.4913		IBGR
0.2690	0.3823	0.3274		PLU
0.3438	0.4360	0.3730		MUL
0.4088	0.4017	0.4629		LMS
<b>0.6881</b>	0.6624	0.5422		MC-GR
0.5774	0.5227	0.6050		GCF
0.6295	0.5807	0.5708		ATL
0.5260	<b>0.6669</b>	0.6702		Fairness Package
0.6744	0.6690	<b>0.6713</b>		AwU
0.6008	0.6052	0.6099		FairILGRS

0.3279	0.3234	0.2299	PLU
0.4248	0.3252	0.2585	MUL
0.3721	0.3474	0.2227	LMS
0.4861	0.4596	0.4464	MC-GR
0.4659	0.4443	0.4305	GCF
0.5720	0.5440	0.3324	ATL
0.5467	0.5210	0.4045	Fairness Package
0.5990	0.6247	0.6279	AwU
<b>0.7011</b>	<b>0.6360</b>	<b>0.6438</b>	FairILGRS

جدول ۱۴- نتایج به دست آمده از معیار عادلانه بودن با ۵

توصیه

تعداد گروه	توصیه	توصیه	توصیه	نام الگوریتم
5	10	15		
0.5686	0.5981	0.5227		IBGR
0.3695	0.2573	0.2607		PLU
0.3438	0.3695	0.4174		MUL
0.4088	0.3384	0.3279		LMS
0.5477	0.5318	0.4980		MC-GR
0.5425	0.5153	0.4918		GCF
0.5857	0.5798	0.5814		ATL
0.5712	0.5657	0.5585		Fairness Package
<b>0.6945</b>	<b>0.6870</b>	0.6639		AwU
0.6685	0.6549	<b>0.7244</b>		FairILGRS

جدول ۱۵- نتایج به دست آمده از معیار عادلانه بودن با ۱۰

توصیه

تعداد گروه	توصیه	توصیه	توصیه	نام الگوریتم
5	10	15		
0.4931	0.4562	0.5560		IBGR
0.2690	0.1545	0.3667		PLU
0.3438	0.4320	0.3384		MUL
0.3524	0.5373	0.3629		LMS
0.4537	0.4434	0.4897		MC-GR
0.4438	0.4402	0.4731		GCF

اگر فردی شباهت او با افراد درون گروه نسبت به افراد موجود در سایر گروه‌ها بیشتر باشد، تعلق او به گروه مذکور بیشتر در نظر گرفته می‌شود. علاوه بر این هدف دیگر روش پیشنهادی این است که تأثیر افراد موجود در گروه، به‌طور مناسب اندازه‌گیری و تعیین شود. برای رسیدن به این اهداف، الگوریتمی ارائه دادیم که دارای پنج فاز اصلی است. فاز اول آماده‌سازی مجموعه داده می‌باشد که در آن به منظور تخمین رتبه‌های از دست رفته یا بدون مقدار از روش فاکتورسازی ماتریسی استفاده شده است. بعد از به دست آوردن رتبه‌های از دست رفته، اقدام به گروه‌بندی کاربران با استفاده از K-means می‌شود. در فاز دوم تأثیر هر عضو بر سایر اعضای گروه محاسبه می‌شود. برای این کار از ترکیب معیار شباهت، معیار اعتماد و معیار تعلق استفاده می‌شود. در فاز سوم در این فاز برای هر گروه، یک رهبر در نظر گرفته می‌شود. فردی که در گروه بیشترین مقدار را در معیارهای شباهت، اعتماد و تعلق کسب کند، به‌عنوان رهبر در نظر گرفته می‌شود. فرد رهبر، دارای تأثیرگذاری بیشتری نسبت به سایرین است. البته، خود نیز از سایر افراد در گروه می‌تواند تأثیر بگیرد. در فاز چهارم رتبه هر یک از کاربران با توجه به میزان تأثیرپذیری از دیگر افراد موجود در گروه، محاسبه می‌شود و در نهایت در فاز آخر توصیه‌ای که عادلانه و مضافانه باشد، به کاربران داده می‌شود.

در ادامه الگوریتم پیشنهادی از دو جنبه، مورد ارزیابی قرار گرفت. جنبه اول به ارزیابی تخمین رتبه‌ها با توجه به تأثیرگذاری رتبه‌ها پرداخته که طی آن از معیارهای میانگین خطای مطلق، ریشه میانگین مربعات خطا و دقت استفاده شده است. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، الگوریتم پیشنهادی توانسته است عملکرد بهتر و مطلوب‌تری را کسب کند. براساس معیار میانگین خطای مطلق و معیار ریشه میانگین مربعات خطا، با در نظر گرفتن ۵، ۱۰ و ۱۵ گروه، الگوریتم پیشنهادی توانسته است عملکرد مناسبی نسبت به سایرین کسب نماید. در خصوص معیار دقت، نتایج حاصل از هر الگوریتم، بسیار نزدیک به هم بوده و در نتیجه این معیار را برای هر سه می‌توان برابر در نظر گرفت. دلیل کسب این نتایج را می‌توان ناشی از نحوه محاسبه تأثیر کاربران برهم دانست. الگوریتم پیشنهادی سعی کرده است

معیار ذکر شده، عادلانه بودن توصیه‌ها را در نظر می‌گیرد. در واقع برای هر کاربر بررسی می‌کند که در هر بسته توصیه شده چند آیت‌مورد علاقه آن کاربر بوده است. در صورتی که تعداد این آیت‌مها از حد آستانه بیشتر باشد، یعنی رضایت آن کاربر برآورده شده است. در غیر این صورت، کاربر ناراضی خواهد بود. هرچه تعداد کاربران ناراضی بیشتر باشد، یعنی عدالت در ارائه توصیه رعایت نشده است. براساس نتایج نمایش داده شده در جداول (۱۳) تا (۱۷)، الگوریتم پیشنهادی، در اغلب موارد توانسته است، عملکرد مطلوبی را گزارش نماید.

با توجه به نتایج کسب شده برای سه معیار عنوان شده، می‌توان گفت که استراتژی پیشنهاد شده در این مقاله، در اغلب موارد، عملکردی مناسب‌تر و بهتر داشته است. در سایر استراتژی‌های تجمیع، به رتبه‌هایی داده شده به آیت‌م توسط یک کاربر توجه می‌شد. اما در استراتژی پیشنهادی، رتبه‌های هر کاربر به‌طور مستقل مشخص شده و در نهایت آیت‌م‌های مورد علاقه کاربر براساس میانگین رتبه‌های خود او مشخص می‌شود. این امر می‌تواند سبب شود تا کاربرانی که سخت‌گیر هستند و رتبه‌های پایینی به آیت‌مها می‌دهند، و یا برعکس، کاربرانی که آسان‌گیر بوده و به همه آیت‌مها رتبه‌های بالا می‌دهند، روی آیت‌م(های) نهایی انتخاب شده برای گروه تأثیر کمتری داشته باشند. به عبارت بهتر، سعی می‌شود که برای گروه آیت‌م‌هایی انتخاب شود که برای هر فرد به‌طور مستقل از سایر افراد مناسب بوده است. در حالی که سایر استراتژی‌های تجمیع، اثرات ناشی از افراد سخت‌گیر و آسان‌گیر را در نظر نمی‌گرفتند و همین امر سبب می‌شود تا برخی آیت‌مها در حالی که مطلوب هستند، به عنوان نامطلوب در نظر گرفته شوند و برعکس.

## ۵- نتیجه‌گیری و کارهای آینده

در روش پیشنهادی یک سیستم توصیه‌گر ارائه گردید که قادر است با توجه به تأثیر کاربران بر هم، اقدام به ارائه توصیه نماید. هدف اول روش پیشنهادی، ارائه معیاری جدید برای تعیین رهبر در گروه بوده که این معیار سعی می‌کند تا با توجه به میزان اعتماد، شباهت و تعلق و وابستگی کاربران به گروه، رهبر آن گروه را مشخص نماید. به همین منظور این معیار به این گونه تعریف شده است که

تا حفظ رتبه‌های اصلی کاربران داشته و تلاش می‌کند تا تاثیر کاربران و رهبر را به‌طور معقولانه‌تری بر رتبه کاربر اعمال کند.

در معیار سود جمعی تنزیل شده نرمال شده، رضایت گروهی و عدالت نیز الگوریتم پیشنهادی توانست در اغلب موارد نتایج بهتری را کسب نماید. دلیل این امر این است که در استراتژی پیشنهادی، رتبه‌های هر کاربر به طور مستقل مشخص شده و در نهایت آیت‌های مورد علاقه کاربر براساس میانگین رتبه‌های خود او مشخص می‌شود. این امر می‌تواند سبب شود تا کاربرانی که سخت‌گیر هستند و رتبه‌های پایینی به آیت‌ها می‌دهند، و یا برعکس، کاربرانی که آسان‌گیر بوده و به همه آیت‌ها رتبه‌های بالا می‌دهند، روی آیت‌ها (های) نهایی انتخاب شده برای گروه تاثیر کمتری داشته باشند. به عبارت بهتر، سعی می‌شود که برای گروه آیت‌هایی انتخاب شود که برای هر فرد به طور مستقل از سایر افراد مناسب بوده است. در حالی که سایر استراتژی‌های تجمیع، اثرات ناشی از افراد سخت‌گیر و آسان‌گیر را در نظر نمی‌گرفتند و همین امر سبب می‌شود تا برخی

آیت‌ها در حالی که مطلوب هستند، به عنوان نامطلوب در نظر گرفته شوند و برعکس.

هرچند نتایج حاصل از این پژوهش مطلوب است اما هنوز چالش‌ها و مواردی وجود دارد که رسیدگی به آن می‌تواند سبب کاربردی‌تر شدن الگوریتم پیشنهادی گردد. الگوریتم پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های معمولی و سنتی کار می‌کند و گروه را بر اساس روش‌های ضمنی پیدا می‌کند. برای رسیدن به عملکرد بهتر می‌توان الگوریتم پیشنهادی را بر روی مجموعه داده‌های صریح که در آن گروه‌ها از پیش تعیین شده هستند نیز اجرا کرده و نتایج آن را بررسی نمود. همچنین در مرحله آماده‌سازی، تنها از فاکتورسازی ماتریس، استفاده شده است. با استفاده از اطلاعات اضافی می‌توان، عملکرد تخمین رتبه‌های از دست رفته را بهبود داد و پیش‌بینی‌ها و تخمین‌های دقیق‌تری را مشخص نمود. علاوه بر این استفاده از بازخوردهای کاربران نسبت به یک توصیه، می‌تواند عملکرد این سیستم‌ها را ارتقا بخشد. لذا تخمین و پیش‌بینی بازخورد کاربران نسبت به آیت‌های توصیه‌شده موضوعی دیگر است که در این زمینه مطرح است.

## مراجع

- [1] L. Baltrunas, T. Makiškas, and F. Ricci "Group recommendations with rank aggregation and collaborative filtering", Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems, Barcelona, Spain, September 2010, pp. 119–126.
- [2] P. Nagaraj and P. Deepalakshmi, "An intelligent fuzzy inference rule-based expert recommendation system for predictive diabetes diagnosis", International Journal of Imaging Systems and Technology, vol. 32, no. 4, February 2022, pp. 1373–1396.
- [3] L. Gamidullaeva, A. Finogeev, M. Kataev, and L. Bulysheva, "A Design Concept for a Tourism Recommender System for Regional Development", Algorithms, vol. 16, no. 1, January 2023, p. 58.
- [4] A. Poullose, A. P. Valappil, and J. Sebastian, "Medication recommender system for healthcare solutions", Journal of Information and Optimization Sciences, vol. 43, no. 5, October 2022, pp. 1073–1080.
- [5] W. K. Cheng, W. C. Leong, J. S. Tan, Z.-W. Hong, and Y.-L. Chen, "Affective Recommender System for Pet Social Network", Sensors, vol. 22, no. 18, September 2022, pp. 6759.
- [6] R. K. Patel, A. Kumari, S. Tanwar, W.-C. Hong, and R. Sharma, "AI-Empowered Recommender System for Renewable Energy Harvesting in Smart Grid System", IEEE Access, vol. 10, February 2022, pp. 24316–24326.
- [7] R. Burke, A. Felfernig, and M. H. Göker, "Recommender Systems: An Overview", AI MAGAZINE, vol. 32, no. 3, June 2011, pp. 13–18.
- [8] R. Burke, "Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments", User modeling and user-adapted interaction, vol. 12, no. 4, November 2002, pp. 331–370.
- [9] S. Dara, C. R. Chowdary, and C. Kumar, "A survey on group recommender systems", Journal of Intelligent Information Systems, vol. 54, no. 2, April 2020, pp. 271–295.
- [10] S. Zhang, L. Yao, A. Sun, and Y. Tay, "Deep Learning Based Recommender System: : A Survey and

- New Perspectives", *ACM Computing Surveys*, vol. 52, no. 1, February 2019, pp 1–38.
- [11] V. R. Yannam, J. Kumar, K. S. Babu, and B. Sahoo, "Improving group recommendation using deep collaborative filtering approach", *International Journal of Information Technology*, vol. 15, no. 3, March 2023, pp. 1489–1497.
- [12] A. Delic, J. Neidhardt, T. N. Nguyen, and F. Ricci, "An observational user study for group recommender systems in the tourism domain", *Information Technology & Tourism*, vol. 19, no. 1, June 2018, pp. 87–116.
- [13] A. Delic, J. Neidhardt, N. Nguyen, and F. Ricci "Research methods for group recommender system", *RecTour 2016: Workshop on Recommenders in Tourism, Co-located with the 10th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys 2016)*, Boston, MA, USA, vol. 1685, September 2016, pp. 30–37.
- [14] J. Masthoff, *Group Recommender Systems: Aggregation, Satisfaction and Group Attributes*. In: Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B. (eds) *Recommender Systems Handbook*, Springer, Boston, MA, 2015, pp. 743–776.
- [15] X. Lin, M. Zhang, Y. Zhang, Z. Gu, Y. Liu, and S. Ma "Fairness-aware group recommendation with pareto-efficiency", *Proceedings of the Eleventh ACM Conference on Recommender Systems*, Como, Italy, August 2017, pp. 107–115.
- [16] A. Jameson and B. Smyth, *Recommendation to Groups*. In: Brusilovsky, P., Kobsa, A., Nejdl, W. (eds) *The Adaptive Web. Lecture Notes in Computer Science*, vol 4321. Springer, Berlin, Heidelberg, 2007, pp. 596–627.
- [17] D. Sacharidis "Top-n group recommendations with fairness," *Proceedings of the 34th ACM/SIGAPP Symposium on Applied Computing*, Limassol, Cyprus, vol. Part F147772, April 2019, pp. 1663–1670.
- [18] S. Berkovsky and J. Freyne "Group-based recipe recommendations: Analysis of data aggregation strategies", *Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems*, Barcelona, Spain, September 2010, pp. 111–118.
- [19] V. R. Kagita, A. K. Pujari, and V. Padmanabhan, *Group Recommender Systems: A Virtual User Approach Based on Precedence Mining*, In: Cranefield, S., Nayak, A. (eds) *AI 2013: Advances in Artificial Intelligence. AI 2013. Lecture Notes in Computer Science()*, Springer, Cham, vol. 8272, 2013, pp. 434–440.
- [20] J. Masthoff, "Group Recommender Systems: Combining Individual Models, In: Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B., Kantor, P. (eds) *Recommender Systems Handbook*. Springer, Boston, MA, 2011, pp. 677–702.
- [21] A. Felfernig, L. Boratto, M. Stettinger, and M. Tkalčič, *Group Recommender Systems*, 1<sup>th</sup> ed., SpringerBriefs in Electrical and Computer Engineering. Springer, Cham., 2018.
- [22] J. Masthoff, *Group Modeling: Selecting a Sequence of Television Items to Suit a Group of Viewers*, In: *Personalized Digital Television. Human-Computer Interaction Series*, Springer, Dordrecht, Netherlands, vol. 6, 2004, pp. 93–141.
- [23] C. Senot, D. Kostadinov, M. Bouzid, J. Picault, and A. Aghasaryan "Evaluation of group profiling strategies", *Proceedings of the Twenty-Second international joint conference on Artificial Intelligence - Volume 3*, June 2011, pp. 2728–2733.
- [24] F. Brandt, V. Conitzer, and U. Endriss, *Computational social choice*, *Multiagent Systems*, 2nd ed., vol. 2, 2012, pp. 213–284.
- [25] M. Stettinger "Choicla: Towards domain-independent decision support for groups of users", *Proceedings of the 8th ACM Conference on Recommender systems*, Silicon Valley, California, October 2014, pp. 425–428.
- [26] L. Xiao and G. Zhaoquan, "How does fairness matter in group recommendation", *18th International Conference on Web Information Systems Engineering*, vol. 10570 LNCS, October 2017, pp. 458–466.
- [27] M. O'Connor, D. Cosley, J. A. Konstan, and J. Riedl, *PolyLens: A Recommender System for Groups of Users*, In: Prinz, W., Jarke, M., Rogers, Y., Schmidt, K., Wulf, V. (eds) *ECSCW 2001*. Springer, Dordrecht, Netherlands, 2001, pp. 199–218.
- [28] S. Ben Abdabbah, M. Ayadi, R. Ayachi, and N. Ben Amor, *Aggregating Top-K Lists in Group Recommendation Using Borda Rule*, In: Benferhat, S., Tabia, K., Ali, M. (eds) *Advances in Artificial Intelligence: From Theory to Practice. IEA/AIE 2017. Lecture Notes in Computer Science()*, Springer, Cham, vol. 10350, 2017, pp. 325–334.
- [29] Y. Xiao, Q. Pei, L. Yao, S. Yu, L. Bai, and X. Wang, "An enhanced probabilistic fairness-aware group recommendation by incorporating social activeness", *Journal of Network and Computer Applications*,



- vol. 156, April 2020, p. 102579.
- [30] D. Serbos, S. Qi, N. Mamoulis, E. Pitoura, and P. Tsaparas "Fairness in package-to-group recommendations", Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web Companion, Australia, April 2017, pp. 371–379.
- [31] R. Barzegar Nozari and H. Koochi, "A novel group recommender system based on members' influence and leader impact", Knowledge-Based Systems, vol. 205, October 2020, pp. 106296.
- [32] E. Yalcin, F. Ismailoglu, and A. Bilge, "An entropy empowered hybridized aggregation technique for group recommender systems", Expert Systems with Applications, vol. 166, March 2021, pp. 114111.
- [33] A. Pujahari and D. S. Sisodia, "Preference relation based collaborative filtering with graph aggregation for group recommender system", Applied Intelligence, vol. 51, no. 2, February 2021, pp. 658–672.
- [34] W. Wang, G. Zhang, and J. Lu, "Member contribution-based group recommender system", Decision Support Systems, vol. 87, July 2016, pp. 80–93.
- [35] A. F. Da Costa, M. G. Manzato, and R. J. G. B. Campello "Group-based collaborative filtering supported by multiple users' feedback to improve personalized ranking", Proceedings of the 22nd Brazilian Symposium on Multimedia and the Web, Brazil, November 2016, pp. 279–286.
- [36] R. Abolghasemi, P. Engelstad, E. Herrera-Viedma, and A. Yazidi, "A personality-aware group recommendation system based on pairwise preferences", Information Sciences, vol. 595, May 2022, pp. 1–17.
- [37] B. Walek and P. Fajmon, "A hybrid recommender system for an online store using a fuzzy expert system", Expert Systems with Applications, vol. 212, February 2023, p. 118565.
- [38] V. R. Yannam, J. Kumar, and K. S. Babu, "Enhancing the accuracy of group recommendation using slope one", Journal of Supercomput, vol. 79, January 2023, pp. 499–540.
- [39] J. Kumar, V.R. Yannam, and H. Prajapati, "Improve the recommendation using hybrid tendency and user trust", International Journal of Information Technology, vol. 15, August 2023, pp. 3147–3156.
- [40] Y. Koren, R. Bell, and C. Volinsky, "Matrix factorization techniques for recommender systems", Computer (Long Beach, Calif.), vol. 42, no. 8, August 2009, pp. 30–37.

UNCORRECTED PROOF