سامانه‌های پردازشی و ارتباطی چندرسانه‌ای هوشمند
Intelligent Multimedia Processing and Communication Systems (IMPCS)

Spring 2024, 5 (1), 1-12
DOI: 10.71856/impcs.2024.903520

Received: 2 Jan 2024
Accepted: 12 Feb 2024

مقاله پژوهشی

A Trust-based Recommender System Using an Improved Particle Swarm Optimization Algorithm

Sajad Ahmadian[1*], Mohammad Hossein Olyaee[2]

1. Assistant Professor, Faculty of Information Technology, Kermanshah University of Technology, Kermanshah, Iran. * *Corresponding Author*, s.ahmadian@kut.ac.ir
2. Assistant Professor, Faculty of Engineering, University of Gonabad, Gonabad, Iran.

Abstract

Introduction: Recommender systems are intelligent tools to help users find their desired information among a large number of choices based on their previous preferences in a way faster than search engines. One of the main challenges in recommender systems is the sparsity of the user-item rating matrix. This means that users mainly tend to express their opinions about a few items, leading to a large portion of the user-item rating matrix being empty. Trust-based recommender systems aim to alleviate the sparsity problem using trust relationships between users. Trust relationships can be used to calculate similarity values between users and determine the nearest neighbors set for the target user. However, the efficiency of trust-based recommender systems depends on the correct selection of neighboring users for the target user based on the similarity values between users.

Method: In this paper, a novel trust-based recommender system is proposed based on an improved particle swarm optimization algorithm. To this end, first, the similarity values between users are calculated based on the user-item rating matrix and trust relationships. Then, the improved particle swarm optimization algorithm is used to optimally weight the neighboring users of the target user. The main purpose of this algorithm is to assign an optimal weight to each user in the nearest neighbor set of the target user to predict the unknown items accurately. After the optimal weighting of neighboring users, unknown ratings are predicted for the target user.

Results: The proposed method is evaluated on a standard dataset in terms of mean absolute error, root mean square error, and rate coverage metrics. Experimental results demonstrate the high efficiency of the proposed method compared to other methods.

Discussion: We use the genetic algorithms operators and chaos-based asexual reproduction optimization algorithm to improve the original version of the particle swarm optimization algorithm. The genetic algorithms operators increase the exploration mechanism of the particle swarm optimization algorithm, leading to a decline in the probability of tapping into local optima. Moreover, the chaos-based asexual reproduction optimization algorithm is applied to the best solution to further search the area around the best solution.

Keywords: Recommender Systems, Trust, Meta heuristic Algorithms, Particle Swarm Optimization, Cold Start.

سامانه‌های پردازشی و ارتباطی چندرسانه‌ای هوشمند
Intelligent Multimedia Processing and Communication Systems (IMPCS)
انجمن علمی تجارت الکترونیکی ایران
واحد نجف‌آباد

یک سیستم توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد با استفاده از الگوریتم بهبودیافته بهینه‌سازی ازدحام ذرات

تاریخ دریافت: ۱۲/ ۱۰/ ۱۴۰۲
تاریخ پذیرش: ۲۳/ ۱۱/ ۱۴۰۲

دورهٔ پنجم، بهار ۱۴۰۳
شمارهٔ اول، صص: ۱-۱۲

سجاد احمدیان[1*]، محمد حسین اولیائی[2]

۱. استادیار، دانشکده فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی کرمانشاه، کرمانشاه، ایران. (نویسندهٔ مسئول) s.ahmadian@kut.ac.ir
۲. استادیار، دانشکده مهندسی، مجتمع آموزش عالی گناباد، گناباد، ایران. mh.olyaee@gonabad.ac.ir

چکیده: سیستم‌های توصیه‌گر ابزارهای هوشمندی هستند که به کاربران کمک‌می‌کنند اطلاعات مورد نیاز خود را بر اساس علایق قبلی خود با صرف زمان کمتری نسبت به موتورهای جستجو پیداکنند. یکی از چالش‌های اصلی سیستم‌های توصیه‌گر تنکی ماتریس رتبه‌های کاربر-قلم می‌باشد. این چالش به این دلیل اتفاق‌می‌افتد که کاربران عمدتاً به تعداد کمی از اقلام موجود رتبه می‌دهند. سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد از روابط اعتماد بین کاربران به‌منظور کاهش مشکل تنکی ماتریس رتبه‌های کاربر-قلم استفاده‌می‌کنند. ایده اصلی این سیستم‌ها این است که وجود رابطه اعتماد بین دو کاربر نشان‌دهنده علایق مشابه آن دو کاربر می‌باشد. کارایی این سیستم‌ها به انتخاب درست کاربران همسایه برای کاربر هدف بر اساس میزان شباهت بین آن‌ها بستگی دارد. در این مقاله، یک سیستم توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد جدید با استفاده از الگوریتم بهبودیافته بهینه سازی ازدحام ذرات ارائه شده‌است. در این روش، ابتدا میزان شباهت بین کاربران بر اساس ماتریس رتبه‌های کاربر-قلم و روابط اعتماد محاسبه‌می‌گردد. سپس، از الگوریتم بهبودیافته بهینه سازی ازدحام ذرات برای وزن‌دهی بهینه کاربران همسایه کاربر هدف استفاده‌می‌شود. به‌منظور بهبود الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات از عملگرهای الگوریتم ژنتیک و الگوریتم بهینه‌سازی تولیدمثل تک‌جنسیتی مبتنی بر آشوب استفاده‌شده‌است. پس از وزن‌دهی بهینه کاربران همسایه، رتبه های نامشخص برای کاربر هدف پیش‌بینی‌می‌گردد. نتایج آزمایش‌ها بر روی یک مجموعه داده استاندارد کارایی بالای روش پیشنهادی را نسبت به سایر روش‌های مقایسه‌شده، نشان‌می‌دهد.

واژه‌های کلیدی: سیستم‌های توصیه‌گر، اعتماد، الگوریتم فراابتکاری، بهینه‌سازی ازدحام ذرات، شروع سرد.

۱. مقدمه

هدف از سیستم‌های توصیه‌گر، فراهم‌نمودن اطلاعات شخصی سازی شده برای تعداد قابل‌توجهی از کاربران می‌باشد. با توسعه فناوری‌های اینترنت، در بسیاری از سیستم‌های برخط شامل شبکه‌های اجتماعی و وب‌سایت‌های تجاری، سیستم‌های توصیه‌گر به‌عنوان راه‌حلی برای مشکل سربار اطلاعات معرفی شده‌اند. سیستم‌های توصیه‌گر می‌توانند توصیه‌هایی را برای کاربران بر اساس علایق آن‌ها ارائه‌نمایند. به‌طور کلی، می‌توان روش‌های توصیه را به سه دسته مبتنی بر محتوا، پالایش گروهی و ترکیبی تقسیم‌نمود. روش‌های مبتنی بر محتوا از پروفایل‌های کاربران یا اقلام به‌منظور تولید توصیه‌ها استفاده‌می‌کنند [۱]. روش‌های پالایش گروهی از علایق کاربران شبیه به کاربر هدف در پیش‌بینی رتبه‌های نامشخص کاربر هدف استفاده‌می‌کنند [۲]. برای استفاده از مزایای روش‌های مبتنی بر محتوا و پالایش گروهی، این دو روش در قالب روش‌های ترکیبی با هم ترکیب‌می‌شوند. مهم‌ترین مرحله در روش‌های پالایش گروهی، انتخاب یک مجموعه مناسب از کاربران و استفاده از علایق آن‌ها در فرآیند پیش‌بینی رتبه‌های نامشخص کاربر هدف می‌باشد. بدین‌منظور، تحقیقات زیادی برای ارائه معیارهای شباهت بین کاربران و تعیین کاربران همسایه کاربر هدف بر اساس آن‌ها انجام‌شده‌است. برخی از این معیارها روابط کاربر-کاربر را درنظرگرفته و برخی دیگر نیز روابط قلم-قلم را ارزیابی‌می‌کنند. عملکرد این معیارها به تعداد کافی رتبه‌های موجود در ماتریس کاربر-قلم بستگی دارد. با این وجود، برخی از کاربران موجود در سیستم رتبه‌های بسیار کمی را برای اقلام موجود ارائه‌کرده‌اند که باعث تنکی شدید ماتریس کاربر-قلم می‌شود. همچنین، کاربران یا اقلامی که به تازگی به سیستم اضافه شده‌اند دارای تعداد بسیار کمی رتبه و یا حتی فاقد هر نوع رتبه‌ای می‌باشند. این کاربران یا اقلام را شروع سرد می‌نامند که معیارهای شباهت عملکرد بسیار ضعیفی در مورد این نوع کاربران یا اقلام دارند. یکی از روش‌های حل این مشکلات، استفاده از اطلاعات اضافه مانند روابط اجتماعی بین کاربران در فرآیند توصیه می‌باشد [۳].

به‌دلیل رشد سریع شبکه‌های اجتماعی، سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر روابط اجتماعی بین کاربران توجه زیادی را به خود جلب‌کرده‌اند. این روابط اجتماعی معمولاً به‌صورت روابط اعتماد بین کاربران تعریف‌می‌شوند که می‌توان از آن‌ها در فرآیند توصیه استفاده‌کرد. ایده اصلی سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد این است که وجود رابطه اعتماد بین دو کاربر نشان‌دهنده علایق مشابه آن دو کاربر می‌باشد. بنابراین، از علایق کاربرانی که مورد اعتماد کاربر هدف می‌باشند می‌توان در پیش‌بینی رتبه‌های نامشخص کاربر هدف استفاده‌کرد. استفاده از روابط اعتماد در فرآیند توصیه می‌تواند به کاهش مشکل تنکی ماتریس رتبه‌های کاربر-قلم و همچنین چالش شروع سرد کمک کند. به‌طورکلی می‌توان روابط اعتماد را به دو نوع اعتماد صریح و اعتماد ضمنی تقسیم کرد [۴]. روابط اعتماد صریح شامل روابطی هستند که به‌صورت صریح توسط کاربران بیان شده‌اند. درحالی‌که، روابط اعتماد ضمنی بر اساس سایر اطلاعات از قبیل تعاملات بین کاربران و اقلام به‌صورت ضمنی پیش‌بینی‌می‌شوند. با وجود قابلیت‌های بالای روابط اعتماد، چگونگی استفاده از آن‌ها در فرآیند توصیه و محاسبه وزن شباهت بین کاربران یک مسئله چالشی می‌باشد. در برخی از تحقیقات، الگوریتم‌های فراابتکاری به‌عنوان ابزارهای بهینه‌سازی جهت وزن‌دهی بهینه بین کاربر هدف و سایر کاربران استفاده‌شده‌اند [۵]. بیشتر سیستم‌های توصیه‌گر از الگوریتم‌های ژنتیک و بهینه سازی کلونی مورچگان استفاده‌کرده‌اند. در [۶]، یک روش به‌منظور یافتن مقادیر بهینه آستانه و وزن‌ها در محاسبه شباهت بین کاربران ارائه شده‌است. درواقع، هدف از این روش افزایش دقت پیش‌بینی رتبه‌ها با استفاده از درنظرگرفتن وزن‌های بهینه در فرآیند توصیه می‌باشد. بیشتر روش‌های قبلی ارائه شده بر مبنای ماتریس رتبه‌های کاربر-قلم می‌باشند که در حل مشکل تنکی این ماتریس مؤثر نیستند. تعداد کمی از پژوهش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های فراابتکاری روابط اعتماد بین کاربران را در کنار ماتریس رتبه‌ها درنظرگرفته‌اند. بنابراین، می‌توان نتیجه‌گرفت که استفاده همزمان ماتریس رتبه‌ها و روابط اعتماد بین کاربران در فرآیند بهینه‌سازی الگوریتم‌های فراابتکاری می‌تواند باعث افزایش کارایی سیستم‌های توصیه‌گر شود.

در این مقاله، یک سیستم توصیه‌گر مبتنی بر اعتماد ارائه‌شده‌است که در آن از یک الگوریتم بهبودیافته ازدحام ذرات به‌منظور پیش‌بینی رتبه‌های نامشخص استفاده شده‌است. در روش پیشنهادی، ابتدا میزان شباهت بین کاربران با استفاده از ماتریس رتبه‌های کاربر-قلم و روابط اعتماد بین کاربران محاسبه‌می شود. سپس، بر اساس مقادیر شباهت محاسبه‌شده، یک همسایگی شامل نزدیک‌ترین کاربران به کاربر هدف، انتخاب‌می‌گردد. در مرحله بعد، از یک الگوریتم بهینه‌سازی به منظور یافتن وزن‌های شباهت بهینه بین کاربر هدف و سایر کاربران موجود در همسایگی آن استفاده‌می‌شود. بدین منظور، یک الگوریتم بهبودیافته ازدحام ذرات ارائه شده‌است که فرآیند جستجو و بهینه سازی در آن بر اساس عملگرهای ژنتیک و الگوریتم بهینه‌سازی تولیدمثل تک‌جنسیتی مبتنی بر آشوب بهبود یافته‌است. ایده اصلی الگوریتم پیشنهادی، افزایش قابلیت جستجو و کاهش احتمال گیرافتادن در بهینه‌های محلی می‌باشد. این الگوریتم قادر است وزن‌های شباهت بین کاربران را جهت به‌دست آوردن بیشترین میزان دقت در پیش‌بینی رتبه‌های نامشخص، بهینه نماید. در نهایت، بر اساس وزن‌های بهینه به‌دست‌آمده، همسایگی جدیدی برای کاربر هدف مشخص‌شده و رتبه‌های نامشخص پیش‌بینی‌می‌شوند.

۲. کارهای مرتبط

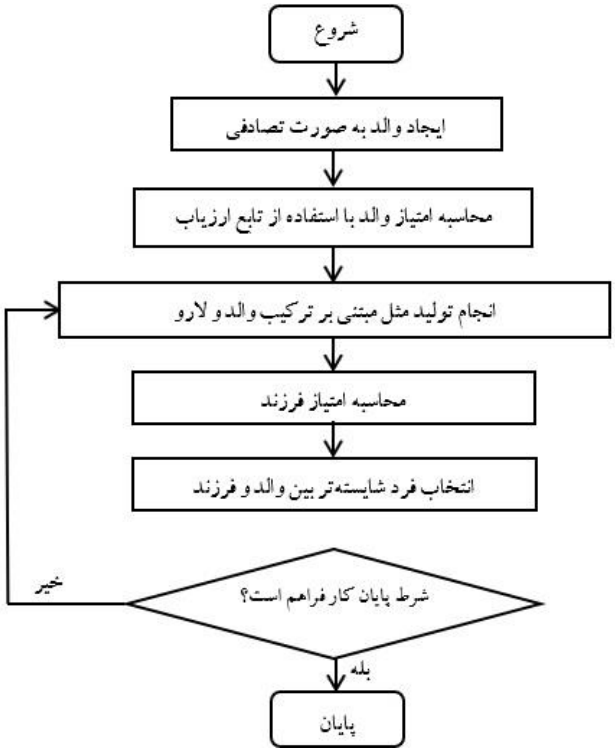
سیستم‌های توصیه‌گر اجتماعی با هدف استفاده از روابط اجتماعی بین کاربران در فرآیند توصیه به‌منظور کاهش مشکلات مربوط به شروع سرد و تنکی ماتریس رتبه‌ها ارائه‌شده‌اند. تاکنون، تحقیقات مختلفی درخصوص استفاده از روابط اجتماعی صریح و ضمنی در سیستم‌های

توصیه‌گر انجام‌شده‌اند. در [۷]، یک روش فاکتورسازی ماتریس ارائه‌شده‌است که از روابط اعتماد بین کاربران به‌منظور تولید توصیه برای کاربران استفاده‌می‌کند. نویسندگان در [۸] یک روش به نام SoRec معرفی‌کرده‌اند که روابط اعتماد صریح بین کاربران را به یک فضای ویژگی نگاشت‌می‌کند. سپس، فضای ویژگی به‌دست‌آمده برای پیش‌بینی رتبه‌های نامشخص کاربر هدف مورداستفاده قرارمی‌گیرد. در [۹]، نویسندگان یک روش توصیه به نام TrustSVD پیشنهادداده‌اند که از هر دو روابط اعتماد صریح و ضمنی برای کاهش مشکل تنکی ماتریس رتبه‌ها استفاده‌می‌کند. در [۱۰]، یک روش به نام SocialMF ارائه شده‌است که فرآیند انتشار روابط اعتماد در شبکه‌های اجتماعی را در تابع هدف فاکتور سازی ماتریس اعمال‌می‌کند. ایده اصلی این روش این است که ترجیحات یک کاربر به ترجیحات کاربران موجود در شبکه اجتماعی آن نزدیک می‌باشد. در [۱۱]، یک روش توصیه ارائه‌شده‌است که در آن یک گراف بر اساس روابط اعتماد صریح و ضمنی بین کاربران ایجادمی‌گردد. سپس، یک الگوریتم تشخیص جوامع به منظور خوشه‌بندی کاربران بر روی گراف به‌دست‌آمده، اجرامی‌شود. در این روش، رتبه‌های نامشخص بر اساس رتبه‌های کاربران موجود در خوشه مربوط به کاربر هدف، پیش‌بینی‌می‌شوند.

الگوریتم های فراابتکاری برای یافتن راه حل بهینه در مسائل بهینه‌سازی پیچیده استفاده‌می‌شوند. در سال‌های اخیر، چندین الگوریتم فراابتکاری در طراحی سیستم‌های توصیه‌گر مطالعه شده‌اند. به‌عنوان مثال، در [۱۲]، نویسندگان ابتدا ویژگی‌هایی را برای محاسبه شباهت بین کاربران انتخاب‌کرده و سپس، الگوریتم‌های فراابتکاری را به‌منظور یافتن وزن‌های بهینه این ویژگی‌ها استفاده‌کرده‌اند. در [۱۳]، یک سیستم توصیه‌گر ارائه‌شده‌است که در آن از الگوریتم ژنتیک برای یافتن یک تابع شباهت بهینه بین دو کاربر بر اساس رتبه‌های آن‌ها استفاده شده‌است. یک سیستم توصیه‌گر مبتنی بر موقعیت جغرافیایی در [۱۴] معرفی شده‌است که از ترجیحات کاربران و اطلاعات زمینه‌ای در فرآیند تولید توصیه استفاده‌می‌کند. این روش از الگوریتم ژنتیک برای محاسبه شباهت بین کاربران بر اساس اطلاعات زمینه‌ای استفاده‌می‌کند. در برخی از تحقیقات سعی‌شده‌است که از مسائل بهینه سازی چندهدفه در طراحی سیستم‌های توصیه‌گر استفاده شود. به‌عنوان مثال، در [۱۵]، یک روش فراابتکاری چندهدفه برای پیشنهاد لیستی از اقلام موردعلاقه کاربر هدف ارائه‌شده‌است که در آن معیارهای مختلفی نظیر دقت، تنوع و جدید بودن توصیه‌ها به‌طور همزمان درنظرگرفته‌شده‌اند. در [۱۶]، یک روش به نام TARS برای یافتن بهترین همسایگی برای کاربر هدف بر اساس روابط اعتماد بین کاربران معرفی شده‌است. بدین منظور، از الگوریتم بهینه سازی کلونی مورچگان استفاده شده‌است. در [۱۷]، از الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات برای یافتن وزن‌های بهینه ویژگی‌های کاربران به‌کاررفته‌است. علاوه بر این، در این روش از مجموعه‌های فازی برای ارائه مؤثر ویژگی‌های کاربران استفاده‌شده‌است.

۳. الگوریتم بهینه‌سازی تولیدمثل تک‌جنسیتی مبتنی بر آشوب

روش بهینه‌سازی تولیدمثل تک‌جنسیتی (ARO[۱]) یک روش جستجوی تکاملی مبتنی بر فرد می‌باشدکه از راهکار تولیدمثل تک‌جنسیتی موجود در طبیعت الهام‌گرفته‌است [۱۸]. در این روش، از طریق یک والد با استفاده از عملگر تولیدمثل، فرزند جدید ایجادمی‌شود. سپس، از بین فرزند و والد برحسب اینکه کدام‌یک کیفیت بهتری دارد، یکی حذف و دیگری باقی‌می‌ماند. این مقایسه از طریق تابع ارزیاب صورت‌می‌گیرد. همانند سایر روش‌های بهینه سازی، این روند تا زمانی که شرط پایان فراهم‌نشده، تکرارمی‌شود. شکل (۱) جزئیات بیشتر این روش را نشان‌می‌دهد. از مزیت‌های مهم این روش، سادگی و عدم وجود پارامترهای قابل‌تنظیم می‌باشد. همچنین، با توجه به فرد-محور بودن الگوریتم، از زمان اجرای مناسبی برخوردار است.



شکل ۱: مراحل کلی الگوریتم تکاملی تولیدمثل تک‌جنسیتی

در این روش، نحوه انجام تولیدمثل از اهمیت بالایی برخوردار است، زیرا هر دو ویژگی حفظ ژن های مرغوب و اکتشاف در این مرحله انجام‌می‌گیرد. شکل (۲) روال کلی این مرحله را نمایش‌می‌دهد. ابتدا یک زیربازه با طول تصادفی انتخاب‌شده و سپس با فرض دودویی بودن مقادیر ژن‌ها، صفرها به یک و یک‌ها به صفر تغییرمی‌یابند. توالی حاصل

را لارو می نامیم. در ادا مه، با ترکیب ژن های وا لد و لارو، تولیدمثل کامل‌شده و کروموزوم فرزند ایجادمی‌شود.

شکل ۲: نحوه تولیدمثل در الگوریتم تکاملی تولیدمثل تک‌جنسیتی

در صورت به‌کارگیری این الگوریتم در مسائل بهینه‌سازی با فضای پیوسته، مرحله تولیدمثل بر اساس روابط زیر انجام‌می‌شود:

$$Larva = Parent + \beta, \quad \beta \sim [-1,1] \qquad (1)$$

$$Child = \alpha . Larva + (1 - \alpha) . Parent \qquad (2)$$

در رابطه فوق، β یک مقدار تصادفی در بازه $[-1,1]$ و همچنین α در بازه $[0,1]$ می‌باشد و میزان توجه به کاوش یا حفظ ژن‌ها را کنترل-می‌کند. در پایان، انتخاب بین فرزند و والد برحسب رابطه زیر انجام-می‌شود:

$$Parent = \begin{cases} Child, & if\ f(Child) > f(Parent) \\ Parent, & else \end{cases} \qquad (3)$$

که f تابعی برای محاسبه‌ی میزان برازش[۲] فرزند و والد می‌باشد. با توجه به پیوسته‌بودن فضای جستجو و نیاز کاوش بیشتر آن، در این مقاله از نسخه بهبودیافته این روش به نام CARO[۳] استفاده‌می‌شود [۱۹]. در این نسخه، به‌منظور تغییر هرچه بیشتر ژن‌ها در فضای پیوسته، از یک تابع آشوب در مرحله تولیدمثل استفاده‌می‌شود. به این صورت که در مراحل اولیه از اجرای الگوریتم (زمانی که تعداد تکرارها کمتر از مقدار پیش‌فرض k_1 است)، ایجاد لارو به‌صورت زیر انجام‌می‌گیرد:

$$Larva = Parent + S_1(.).\max\{U - Parent, Parent - L\} \qquad (4)$$

در رابطه فوق، L و U به ترتیب کران پایین و بالا در فضای جستجو می‌باشند، $S_1(.)$ ، یک تابع آشوب[۴] دلخواه می‌باشد که در این مقاله به صورت معادله زیر انتخاب شده است:

$$r_{k+1} = S_1(r_k) = \sin\left(\frac{70}{r_k}\right), \quad -1 < r_k < 1, k = 1,2,3,\dots \qquad (5)$$

زمانی که تعداد تکرارها در الگوریتم بیش از مقدار k_1 باشـــد، به منظور بهره‌مندی از مرغوبیت ژن ها و اعمال تغییرات جزئی در آن ها، ایجاد لارو به صورت زیر تغییرمی‌یابد:

$$Larva = Parent + S_1(.).\frac{U - L}{2}.\left(\frac{k_{max} - k}{k_{max}}\right)^2 \qquad (6)$$

در رابطه فوق، k_{max}تعداد کل تکرارها می‌باشد. در ترکیب لارو و والد، مقدار α در رابطه (۲) می‌تواند در فرآیند جستجو بسیار تعیین‌کننده باشد. بنابراین، تعیین این مقدار نیز به کمک یک تابع آشوب به‌صورت زیر انجام‌می‌گیرد:

$$Child = S_2(.).Larva + (1 - S_2(.)).Parent \qquad (7)$$

لازم به ذکر ا ست که تابع آ شوب S_2 همانند S_1 می‌با شد، با این تفاوت که مقدار اولیه متفاوتی برای آن در نظرگرفته‌می‌شود.

۴. الگوریتم بهبودیافته بهینه‌سازی ازدحام ذرات مبتنی بر روش CARO

در این بخش، ابتدا به مرور الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات[۵] (PSO) پرداخته و سپس تغییرات و بهبود صورت‌گرفته در آن شرح‌داده‌می‌شود. الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات یک روش مبتنی بر قواعد احتمال است که برگرفته از رفتار پرندگان در هنگام جستجوی غذا می‌باشد [۲۰]. در این روش، ابتدا مجموعه‌ای از جواب‌های اولیه به‌صورت تصادفی تولیدمی‌شود. به هریک از این جواب‌ها یک ذره می‌گوییم. هر ذره دلخواه P_i با دو بردار موقعیت $X_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D}]$ و سرعت $V_i = [v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,D}]$ توصیف‌می‌شود و در هر مرحله، سرعت ذره متناسب با بهترین موقعیت محلی ذره (pbest) و بهترین موقعیت بین تمام ذرات (gbest) اصلاح‌شده و در ادامه موقعیت مکانی جدید ذره تعیین‌می‌گردد. روابط زیر به‌ترتیب به‌روزرسانی بردار سرعت و بردار موقعیت هر ذره را نشان‌می‌دهند:

$$v_{i,d} = \omega . v_{i,d} + c_1 . r_{1,d} . (pbest_{i,d} - x_{i,d}) + c_2 . r_{2,d} . (gbest_d - x_{i,d}) \qquad (8)$$

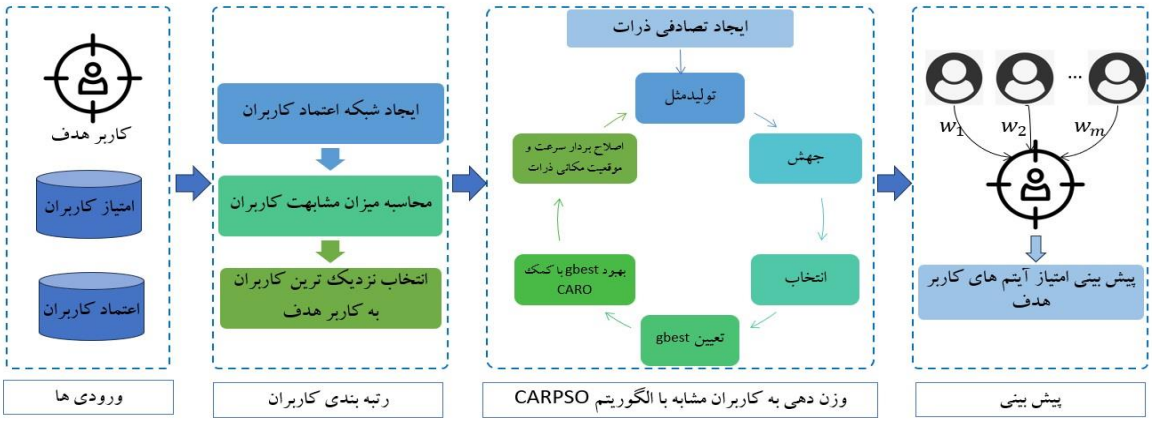
$$x_{i,d} = x_{i,d} + v_{i,d} \qquad (9)$$

در رابطه (۸)، ω اینرسی ذره را توصیف‌کرده و بر پایداری آن تأثیرمی‌گذارد. ضرایب شتاب c_1 و c_2 به‌ترتیب اهمیت pbest و gbest را در تصمیم‌گیری ذره تنظیم‌می‌کنند. اعداد تصادفی $r_{1,d}$ و $r_{2,d}$ به‌طور یکنواخت در بازه $[0,1]$ انتخاب‌شده و تمایل ذره به کاوش را بیان می‌نمایند.

تبادل اطلاعات بین ذره‌ها نقش مؤثری در سوق‌دادن آن‌ها به بهترین مکان در فضای جستجو ایفامی‌کند. با این وجود، همگرایی زودرس ذرات و گرفتاری آن‌ها در بهینه‌های محلی از نقاط ضعف این روش محسوب-می‌شود. یکی دیگر از روش‌های بهینه‌سازی شناخته‌شده و محبوب، الگوریتم ژنتیک[۶] (GA) می‌باشد که همانند الگوریتم PSO در حوزه الگوریتم‌های مبتنی بر طبیعت محسوب‌می‌شود. الگوریتم ژنتیک دارای سه عملگر اصلی انتخاب، تولیدمثل و جهش می‌باشد. عملگر انتخاب با

حفظ کروموزوم‌های برتر در هر نسل، زمینه ارتقا و تکامل نسل را فراهم-

$$C_{i,d} = rand(0,1), if\ r_d < p_m \quad (۱۱)$$



شکل ۳: مراحل کلی سیستم توصیه‌گر پیشنهادی

می‌کند و عملگرهای تولیدمثل و جهش با ترکیب و تغییر ژن‌ها در تکامل کروموزوم‌ها به ایفای نقش‌می‌پردازند. اما در الگوریتم PSO، بهبود ذرات براساس اشتراک‌گذاری اطلاعات بین آن‌ها و تجربه شخصی هر ذره از بهترین مکان ملاقات‌شده، انجام‌می‌گیرد. به‌عبارت دیگر، مسیر حرکت ذرات معادل تغییر محتوای ژن‌ها در الگوریتم ژنتیک می‌باشد.

تبادل تصادفی ژن‌ها درکروموزوم‌های والد و تغییرات ژنی از طریق جهش، تنوع گسترده‌ای از ترکیب‌های ممکن را در GA ارائه‌می‌دهد. در PSO، ذرات به بهترین موقعیت‌های قبلی (pbest) و بهترین جمعیت (gbest) توجه‌می‌کنند. به این ترتیب، جستجو در مسیری معین و با پراکندگی کمتر نسبت به GA صورت‌می‌گیرد. بنابراین، می‌توان‌گفت که GA در اکتشاف برتری دارد، درحالی‌که PSO به همگرایی سریع توجه می‌کند. با هدف بهره‌مندی از قابلیت‌های هر دو الگوریتم و ایجاد هم‌افزایی بین آن‌ها، پژوهش‌های مختلفی انجام گرفته است. در این مقاله، به منظور کاوش بیشتر فضای جستجو از عملگرهای الگوریتم ژنتیک و همچنین الگوریتم CARO استفاده‌شده و موقعیت ذرات بهبود می‌یابد. در ادامه، مراحل مختلف این الگوریتم که به اختصار CARPSO می‌نامیم، با جزییات بیشتر توضیح داده می‌شود.

مرحله ۱) تولید مثل: برای هر ذره P_i، عملگر تولید مثل با در نظر گرفتن pbest، gbest و ذره دیگر P_k که به صورت تصادفی انتخاب شده، مطابق رابطه زیر انجام شده و فرزند آن (C_i) به‌دست می‌آید:

$$C_{i,d} = \begin{cases} r_d.pbest_{i,d} + (1-r_d).gbest_d, & if\ f(P_i) < f(P_{k_d}) \\ r_d.pbest_{k,d} + (1-r_d).gbest_d & else \end{cases} \quad (۱۰)$$

در رابطه فوق، r_d یک مقدار تصادفی در بازه $[0,1]$ می‌باشد و k_d اندیس ذره دلخواهی می‌باشد که به طور تصادفی انتخاب می‌شود.

مرحله ۲) جهش: هر یک از مؤلفه‌های فرزند به‌دست آمده (C_i) از مرحله قبلی، مطابق رابطه زیرتغییر می‌یابد:

در رابطه فوق، r_d یک مقدار تصادفی در بازه $[0,1]$ و p_m احتمال جهش می‌باشد.

مرحله ۳) انتخاب: پس از اعمال عملگرهای تولید مثل و جهش، در این مرحله مقدار تابع برازش برای فرزند به‌دست آمده و مقایسه آن با ذره اولیه مشخص می‌نماید کدامی ک در نسل بعدی قرار گیرد. در صورت بهتر بودن ذره اولیه، فرزند مغلوب و حذف می‌شود و چنانچه فرزند بهتر باشد، به عنوان مقدار جایگزین در نسل بعدی قرارمی‌گیرد.

مرحله ۴) استفاده از الگوریتم CARO: پس از انتخاب بهترین ذره در پایان هر مرحله، به منظور بهبود کیفیت gbest، از الگوریتم CARO که در بخش (۳) توضیح داده شد جهت جستجوی بیشتر در اطراف آن استفاده‌می‌گردد. با توجه به پیوسته بودن فضای جستجو، این عملگر امکان جستجوی دقیق‌تر موقعیت gbest را فراهم می‌نماید.

۵. سیستم توصیه‌گر پیشنهادی

در این بخش، مراحل اصلی روش مقاله توضیح داده می‌شود. هدف اصلی این روش پیش‌بینی دقیق مقدار امتیازهای کاربر هدف به اقلام پیشنهادی می‌باشد. رسیدن به این هدف با هم‌افزایی داده‌های موجود از امتیاز سایر کاربران (ماتریس کاربر-قلم) و شبکه اعتماد کاربران امکان‌پذیر می‌باشد. برای این منظور، میزان مشابهت سایر کاربران با کاربر هدف محاسبه‌گردیده و کاربران بر این اساس رتبه‌بندی می‌شوند. با توجه به تنک بودن ماتریس کاربر-قلم، بهره‌مندی از شبکه اعتماد کاربران می‌تواند کمک موثری در محاسبه دقیق نرخ مشابهت باشد. روش ارائه‌شده، شامل سه مرحله اصلی می‌باشد که عبارتند از: رتبه‌بندی، وزن‌دهی و پیش‌بینی. در گام نخست، بر اساس اطلاعات ماتریس کاربر-قلم و اعتماد کاربران میزان شباهت آن‌ها با کاربر هدف سنجیده و رتبه‌بندی می‌شوند. لازم به ذکر است که برای انجام این کار از رابطه ضریب همبستگی پیرسون[۷] استفاده می‌شود. در گام بعد، همسایگان

(کاربران انتخاب شده در مرحله قبل) با استفاده از الگوریتم CARPSO ضریب اهمیت دریافت‌می‌کنند. این ضریب میزان اثرگذاری کاربر در پیش‌بینی رتبه‌دهی کاربر هدف را توصیف می‌کند. در مرحله نهایی، اقلام قابل پیشنهاد به کاربر هدف پیش‌بینی‌می‌شوند. شکل (۳) مراحل کلی سیستم توصیه‌گر پیشنهادی را نمایش‌می‌دهد.

۱،۵. رتبه‌بندی کاربران

هدف اصلی این مرحله از روش پیشنهادی، محاسبه میزان شباهت کاربران با کاربر هدف با استفاده از اطلاعات در دسترس می‌باشد. این مرحله شامل ایجاد یک گراف وزن‌دار می‌باشد که شبکه اعتماد ضمنی بین کاربر هدف و سایر کاربران را توصیف‌می‌کند. در این گراف، هر گره نشان‌دهنده یک کاربر می‌باشد و وزن یال‌ها بر اساس تحلیل داده‌های مربوط به اعتماد کاربران و ماتریس کاربر-قلم به‌دست‌می‌آید. برای کاربرانی که بین آن‌ها و کاربر هدف روابط اعتمادی وجودندارد، میزان اعتماد بر اساس ضریب همبستگی پیرسون بین قلم‌های مشترک تعیین-می‌شود. به این ترتیب، مقدار شباهت مبتنی بر اعتماد بین کاربران مطابق با رابطه زیر به‌دست‌می‌آید [۲۱]:

$$W_{a,u} = \begin{cases} \frac{2 \times sim(a,u) \times T_{a,u}}{sim(a,u) + T_{a,u}}, & sim(a,u) + T_{a,u} \neq 0 \; and \; sim(a,u) \times T_{a,u} \neq 0 \\ T_{a,u}, & sim(a,u) = 0 \; and \; T_{a,u} \neq 0 \\ sim(a,u), & sim(a,u) \neq 0 \; and \; T_{a,u} = 0 \end{cases} \quad (۱۲)$$

در رابطه فوق، $T_{a,u}$ مقدار اعتماد بین کاربر هدف a و کاربر دلخواه u را نشان‌می‌دهد. این مقدار به کمک رابطه زیر به‌دست‌می‌آید:

$$T_{a,u} = \frac{d_{max} - d_{a,u} + 1}{d_{max}} \quad (۱۳)$$

در این رابطه، $d_{a,u}$ فاصله انتشار اعتماد بین دو کاربر a و u را نشان می‌دهد. همچنین، d_{max} حداکثر مقدار فاصله انتشار اعتماد بین کاربران می‌باشد که به‌صورت زیر محاسبه‌می‌شود:

$$d_{max} = \frac{\ln(n)}{\ln(k)} \quad (۱۴)$$

در این رابطه، n تعداد کل کاربران در شبکه اعتماد و k میانگین درجه در گراف اعتماد می‌باشد. همچنین، $sim(a,u)$ بیانگر میزان شباهت بین کاربران a و u می‌باشد که با استفاده از ضریب همبستگی پیرسون به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$sim(a,u) = \frac{\sum_{i \in A_{a,u}} (r_i(a) - \bar{r}(a))(r_i(u) - \bar{r}(u))}{\sqrt{\sum_{i \in A_{a,u}} (r_i(a) - \bar{r}(a))^2} \sqrt{\sum_{i \in A_{a,u}} (r_i(u) - \bar{r}(u))^2}} \quad (۱۵)$$

در رابطه فوق، $r_i(u)$ مقدار امتیاز کاربر u به قلم i، $\bar{r}(u)$ مقدار میانگین امتیازهای داده شده توسط کاربر u و $A_{a,u}$ مجموعه اقلام مشترک بین دو کاربر a و u می‌باشد که توسط هر دو کاربر امتیازدهی شده‌اند. در نهایت، کاربرانی که نرخ شباهت آن‌ها از مقدار آستانه θ بیشتر باشد، به عنوان همسایگان کاربر هدف انتخاب می‌شوند. این مقدار آستانه به عنوان یکی از ورودی‌های روش پیشنهادی قابل مقداردهی اولیه می‌باشد. فرض کنید K_a مجموعه‌ای از کاربران همسایه‌ی کاربر هدف a باشد که مقدار شباهت آنها با کاربر هدف بیشتر از مقدار آستانه θ باشد. این مجموعه با استفاده از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$K_a = \{u \in U | W_{a,u} > \theta\} \quad (۱۶)$$

که U مجموعه تمام کاربران موجود در سیستم می‌باشد و $W_{a,u}$ مقدار شباهت بین کاربران a و u است که از رابطه (۱۲) به‌دست‌می‌آید.

۲،۵. وزن‌دهی به کاربران مشابه

در این مرحله، به کاربران انتخاب‌شده در مرحله قبل ضریبی در بازه [0,1] تخصیص‌می‌یابد که میزان اهمیت کاربر در پیش‌بینی امتیاز اقلام را بیان‌می‌کند. برای این منظور از الگوریتم پیشنهادی CARPSO که در بخش (۴) توضیح‌داده‌شد، استفاده‌می‌شود. در این الگوریتم، هر ذره دارای یک بردار موقعیت و یک بردار سرعت مجزا می‌باشد. طول این بردارها متناسب با تعداد کاربرانی است که در مجموعه K_a (رابطه (۱۶)) وجوددارند. درواقع، هدف استفاده از الگوریتم CARPSO در این مرحله، به‌دست‌آوردن وزن بهینه W_u برای هر کاربر $u \in K_a$ می‌باشد. این وزن نشان‌دهنده اهمیت کاربر u در پیش‌بینی رتبه‌های کاربر هدف a می‌باشد. لازم به ذکر است که در هر مرحله از تکرار این الگوریتم، بهترین موقعیت بین ذرات با استفاده از الگوریتم پیشنهادی CARO که در بخش (۳) توضیح‌داده‌شد، بهبودمی‌یابد. استفاده از الگوریتم CARO باعث-می‌شود که فضای اطراف بهترین موقعیت یافت‌شده به‌طور مؤثرتری جستجو شود.

به‌منظور محاسبه کیفیت جواب‌های به‌دست‌آمده از الگوریتم CARPSO از رابطه میانگین قدرمطلق خطا[۸] استفاده‌می‌شود. همچنین، جهت پیش‌بینی اقلام کاربر هدف از اطلاعات کاربران مشابه استفاده-می‌شود. برای این هدف، ابتدا بخشی از امتیازات از پیش تعیین‌شده کاربر هدف حذف‌شده و به کمک کاربران همسایه تخمین‌زده‌می‌شود. امتیازات کاربر هدف با استفاده از رابطه زیر قابل‌پیش‌بینی می‌باشند:ناقص

$$\hat{r}_{a,i} = \frac{\sum_{u \in K_a} W_u r_{u,i}}{\sum_{u \in K_a} W_u} \quad (۱۷)$$

در رابطه فوق، $\hat{r}_{a,i}$ مقدار امتیاز پیش‌بینی شده برای کاربر هدف a و آیتم i می‌باشد. $r_{u,i}$ مقدار امتیاز کاربر u به قلم i می‌باشد. به این ترتیب، کیفیت هر جواب کاندید به صورت زیر قابل محاسبه خواهد بود:

$$fitness = \frac{\sum_{i=1}^{I_u} |\hat{r}_{u,i} - r_{u,i}|}{|I_u|} \quad (۱۸)$$

در رابطه فوق، I_u مجموعه‌ای از اقلام است که امتیاز آن‌ها توسط روش پیشنهادی پیش‌بینی شده‌اند.

[۸] Mean Absolute Error

۳،۵. پیش‌بینی رتبه

در این مرحله، بر اساس وزن‌های حاصل از الگوریتم CARPSO در مرحله قبل، رتبه مربوط به اقلام نامشخص کاربر هدف پیش‌بینی می‌شود. بدین منظور، ابتدا کاربران بر اساس وزن‌های بدست آمده مرتب شده و تعداد N کاربر با بیشترین وزن موجود به عنوان همسایگی کاربر هدف انتخاب می‌شوند. سپس، رتبه اقلام نامشخص با استفاده از رابطه (۱۷) پیش‌بینی می‌شوند. همانطور که از این رابطه قابل‌مشاهده است، رتبه‌های نامشخص بر اساس نظرات کاربران همسایه کاربر هدف پیش‌بینی می‌شوند. همچنین، میزان اهمیت نظر هر کاربر همسایه بر اساس وزن اختصاص داده‌شده به آن کاربر مشخص‌می‌گردد. درواقع، یک کاربر همسایه با وزن اختصاص داده‌شده بیشتر، تاثیر بیشتری نیز در پیش‌بینی رتبه نامشخص خواهدداشت.

۶. آزمایش‌ها

به‌منظور ازریابی کارایی روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌های موجود، آزمایش‌ها مختلفی بر اساس یک مجموعه داده‌ای استاندارد انجام‌شده‌است. در این آزمایش‌ها، از روش ارزیابی 5-fold cross-validation استفاده‌شده‌است که در آن مجموعه داده‌ای به پنج زیرمجموعه مساوی تقسیم‌می‌شود و در هر تکرار، چهار زیرمجموعه به عنوان مجموعه آموزشی انتخاب‌شده و زیرمجموعه باقیمانده به‌عنوان مجموعه آزمایشی درنظرگرفته‌می‌شود. در نهایت، نتایج نهایی بر اساس میانگین نتایج به‌دست‌آمده از پنج اجرای مختلف محاسبه‌می‌شوند. به‌منظور مقایسه نتایج روش پیشنهادی با سایر روش‌های موجود، شش روش TrustSVD [۹]، TrustMF [۲۲]، SocialMF [۱۰]، Bobadilla [۱۳]، Yilmaz [۶] و TARS [۱۶] درنظرگرفته‌شده‌اند. روش‌های TrustSVD، TrustMF و SocialMF جزو روش‌های مبتنی بر اعتماد می‌باشند. روش‌های Bobadilla، Yilmaz و TARS بر اساس الگوریتم‌های تکاملی طراحی‌شده‌اند، به‌طوری که الگوریتم ژنتیک برای روش‌های Bobadilla و Yilmaz و الگوریتم کلونی مورچگان (ACO) برای روش TARS مورداستفاده قرارگرفته‌اند.

۱،۶. معیارهای ارزیابی

در این مقاله، خطای میانگین قدرمطلق (MAE) و خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) به‌عنوان معیارهای ارزیابی استفاده می‌شوند. از معیار MAE برای بررسی اختلاف مقادیر تخمین زده‌شده با جواب‌های هدف استفاده می‌شود. جهت محاسبه این مقدار، تعدادی از آیتم‌های کاربر هدف انتخاب و به کمک امتیازهای کاربران فیلتر شده از مرحله قبل، پیش‌بینی‌می‌شوند. در ادامه مطابق رابطه زیر مقدار خطا محاسبه‌می‌شود:

$$MAE = \frac{1}{Z}\sum_{(u,j)} |\hat{r}_{uj} - r_{uj}| \qquad (۱۹)$$

در این رابطه، Z ، $\hat{r}_{uj}$ و r_{uj} به‌ترتیب تعداد آیتم‌ها، مقدار پیش‌بینی شده و مقدار امتیاز کاربر u به آیتم j می‌باشد. معیار RMSE دیگر معیار رایج و مورد استفاده جهت ارزیابی نتایج می‌باشد و بصورت زیر محاسبه‌می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{Z}\sum_{(u,j)} (\hat{r}_{uj} - r_{uj})^2} \qquad (۲۰)$$

معیار دیگری که برای ارزیابی نتایج استفاده‌می‌شود، معیار پوشش رتبه (RC) می‌باشد. این معیار نسبت رتبه‌های پیش‌بینی شده توسط سیستم توصیه‌گر به کل رتبه‌های قابل پیش‌بینی را محاسبه‌می‌کند. بنابراین، این معیار به صورت زیر قابل محاسبه است:

$$RC = \frac{number\ of\ predicted\ rates}{number\ of\ all\ rates} \qquad (۲۱)$$

۲،۶. مجموعه داده

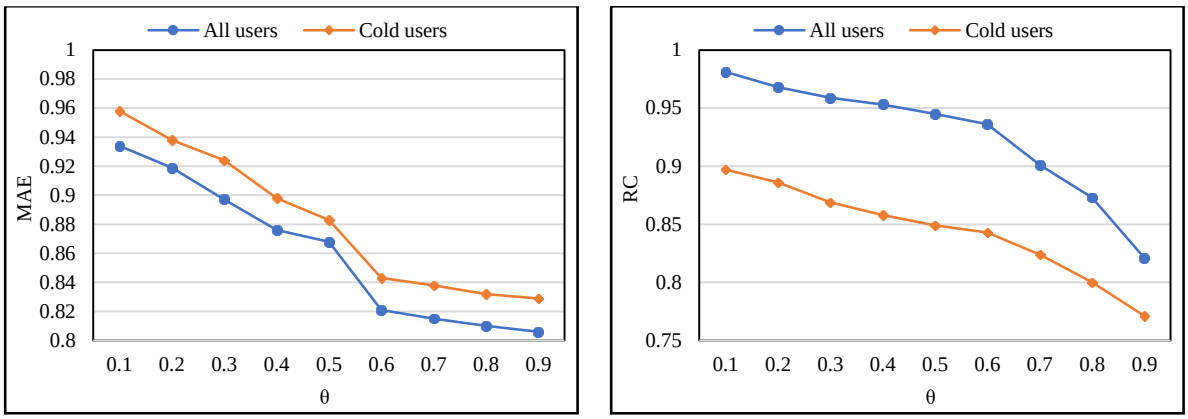
آزمایش‌های انجام‌شده در این مقاله بر روی مجموعه داده‌ای Epinions[۹] اجرا شده‌اند. این مجموعه داده‌ای شامل اطلاعات رتبه‌های داده‌شده به اقلام مختلف توسط کاربران می‌باشد که این رتبه‌ها در بازه یک (کمترین علاقه) تا پنج (بیشترین علاقه) تعریف‌شده‌اند. علاوه بر این، اطلاعات مربوط به روابط اعتماد بین کاربران نیز در مجموعه داده‌ای وجوددارد. این اطلاعات به‌صورت اعداد یک و صفر می‌باشند که عدد یک نشان‌دهنده وجود رابطه اعتماد بین دو کاربر می‌باشد و عدد صفر عدم وجود رابطه اعتماد بین دو کاربر را نشان‌می‌دهد. تعداد کل رتبه‌های موجود در این مجموعه داده‌ای برابر ۶۶۴۸۲۴ می‌باشد که توسط ۴۰۱۶۳ کاربر به ۱۳۹۷۳۸ قلم موجود داده شده‌اند. همچنین، تعداد کل روابط اعتماد بین کاربران برابر ۴۸۷۱۸۳ می‌باشد. با توجه به محدودیت‌های سخت‌افزاری برای اجرای آزمایش‌ها و همچنین برای کاهش پیچیدگی محاسباتی الگوریتم‌ها، تعداد ۵۰۰۰ کاربر به همراه رتبه‌ها و روابط اعتماد بین آن‌ها به‌صورت تصادفی انتخاب‌شده‌اند. همچنین، به‌منظور ارزیابی جنبه‌های مختلف روش پیشنهادی، مجموعه داده موجود به بخش‌های مختلف زیر تقسیم‌شده‌است:

- Cold-start users: مجموعه‌ای از کاربران که کمتر از پنج رتبه داده شده دارند.
- Heavy raters: مجموعه‌ای از کاربران که به بیش از ۱۰ قلم رتبه داده‌اند.
- Opinion users: مجموعه‌ای از کاربران با بیش از چهار رتبه که انحراف معیار استاندارد این رتبه‌ها بیشتر از ۱،۵ می‌باشد.
- Niche items: مجموعه‌ای از اقلام که کمتر از پنج رتبه دارند.
- Controversial items: مجموعه‌ای از اقلام که انحراف معیار رتبه آن‌ها بیشتر از ۱،۵ می‌باشد.

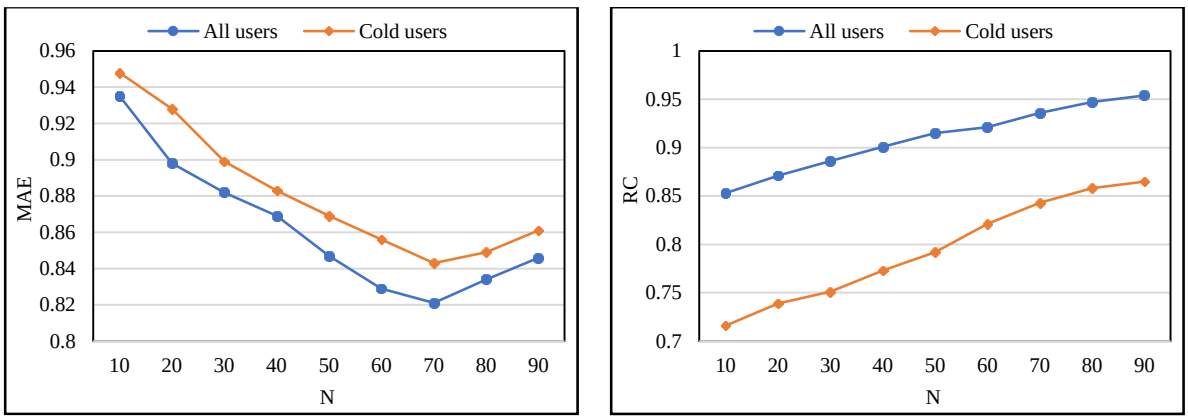
[۹] http://www.trustlet.org/epinions.html

جدول ۱: مقایسه روش‌های مختلف بر اساس معیار ارزیابی MAE

Methods	Datasets					
	All users	Cold users	Heavy raters	Opinion users	Controversial items	Niche items
TrustSVD	۰,۸۷۹	۰,۹۰۱	۱,۹۴۲	۰,۹۷۲	۱,۶۱۳	۰,۸۴۶
TrustMF	۰,۹۱۴	۰,۹۵۹	۱,۸۲۳	۰,۹۴۹	۱,۸۷۳	۰,۸۸۱
SocialMF	۰,۸۹۶	۰,۹۴۳	۱,۷۰۶	۰,۹۳۷	۱,۷۱۴	۰,۸۶۵
Bobadilla	۰,۸۹۴	۰,۹۲۴	۱,۵۹۱	۰,۹۴۱	۱,۷۸۱	۰,۸۲۹
Yilmaz	۰,۸۸۷	۰,۹۱۸	۱,۵۷۸	۰,۹۲۴	۱,۷۴۳	۰,۸۵۷
TARS	۰,۸۶۲	۰,۸۹۷	۱,۵۸۲	۰,۹۱۰	۱,۷۱۲	۰,۸۷۳
روش پیشنهادی	**۰,۸۲۱**	**۰,۸۴۳**	**۱,۴۴۵**	**۰,۸۶۷**	**۱,۴۸۶**	**۰,۷۹۱**



شکل ۴: تاثیر مقادیر مختلف پارامتر θ بر روی کارایی روش پیشنهادی



شکل ۵: تأثیر مقادیر مختلف پارامتر N بر روی کارایی روش پیشنهادی

- All users: در این حالت، تمام کاربران درنظرگرفته‌می‌شوند.

۳,۶. تنظیم پارامترها

به منظور اجرای آزمایش‌ها مختلف باید مقادیر پارامترهای ورودی الگوریتم‌ها را مقداردهی نمائیم. روش پیشنهادی دارای دو پارامتر ورودی θ و N می‌باشد که مقادیر آن‌ها به ترتیب برابر ۰,۶ و ۷۰ انتخاب‌شده‌اند. علاوه بر این، الگوریتم فراابتکاری استفاده شده در روش پیشنهادی به منظور بهینه‌سازی وزن‌های بین کاربران نیز دارای دو پارامتر اصلی شامل تعداد تکرارها و تعداد جمعیت می‌باشد که مقادیر آن‌ها به ترتیب برابر ۳۰ و ۲۰ انتخاب شده‌اند. به منظور مقایسه عادلانه روش پیشنهادی با سایر روش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های فراابتکاری Bobadilla، Yilmaz و TARS، تعداد تکرارها و تعداد جمعیت در این روش‌ها نیز دقیقاً برابر مقادیر انتخاب شده برای روش پیشنهادی در نظر گرفته شده‌است. مقادیر پارامترهای ورودی سایر روش‌های مقایسه شده شامل TrustSVD، TrustMF و SocialMF بر اساس مقادیر بهینه گزارش شده در مقالات متناظر آن‌ها انتخاب شده‌اند.

۴،۶. تحلیل حساسیت پارامترها

روش پیشنهادی دارای دو پارامتر ورودی θ و N می‌باشد که مقادیر آن‌ها تأثیر بسزایی بر روی کارایی الگوریتم دارند. پارامتر θ در رابطه (۱۶) برای مشخص کردن همسایگی کاربر هدف به عنوان یک مقدار آستانه برای میزان شباهت بین کاربران مورد استفاده قرارمی‌گیرد. پارامتر N برابر تعداد کاربران موجود در همسایگی کاربر هدف به منظور پیش‌بینی رتبه‌های نامشخص می‌باشد. در این بخش، آزمایش‌ها مختلفی به منظور بررسی تأثیر مقادیر مختلف این پارامترها بر روی کارایی روش پیشنهادی انجام‌شده‌است. شکل (۴) تأثیر مقادیر مختلف پارامتر θ بر روی کارایی روش پیشنهادی بر اساس معیارهای ارزیابی MAE و RC را نشان می‌دهد. بدین منظور، دو مجموعه داده‌ای شامل همه کاربران و کاربران شروع سرد در نظر گرفته شده‌اند. همان‌طور که ملاحظه‌می‌شود، افزایش مقادیر این پارامتر از ۰،۱ تا ۰،۹ باعث کاهش مقادیر معیارهای MAE و RC می‌شود. بنابراین، می‌توان نتیجه‌گرفت که مقادیر بزرگتر پارامتر θ باعث کاهش میزان خطای پیش‌بینی‌ها شده ولی در عین حال نرخ پیش‌بینی رتبه‌ها بر اساس معیار RC را کاهش می‌دهد.

آزمایش‌های مشابهی به منظور بررسی تاثیر مقادیر مختلف پارامتر N بر روی کارایی روش پیشنهادی انجام شده‌اند که نتایج آن‌ها در شکل (۵) نشان داده‌شده‌اند. بدین منظور، مقادیر مختلف این پارامتر برای دو مجموعه داده‌ای شامل همه کاربران و کاربران شروع سرد بر اساس معیارهای ارزیابی MAE و RC بررسی‌شده‌اند. این نتایج نشان‌می‌دهند که افزایش مقدار پارامتر N از ۱۰ تا ۷۰ باعث کاهش خطای پیش‌بینی‌ها بر اساس معیار MAE می‌شود. با این حال، زمانی که مقدار این پارامتر بیشتر از ۷۰ باشد، نرخ خطا افزایش پیدامی‌کند. این نتایج قابل‌انتظار می‌باشند زیرا افزایش بیش از حد تعداد کاربران در همسایگی کاربر هدف باعث اضافه‌نمودن کاربران با علایق متفاوت نسبت به علایق کاربر هدف شده و در نتیجه خطای پیش‌بینی افزایش خواهدیافت. علاوه بر این، نتایج نشان‌می‌دهند که افزایش مقدار پارامتر N باعث افزایش معیار ارزیابی RC می‌شود.

۵،۶. مقایسه کارایی روش‌های مختلف

در این بخش، کارایی روش پیشنهادی با سایر روش‌های توصیه‌گر بر اساس معیارهای ارزیابی MAE، RMSE و RC مقایسه می‌شود. نتایج آزمایش‌های مربوط به معیار MAE برای تمامی روش‌های مقایسه شده در جدول (۱) نشان داده شده‌اند. این نتایج نشان می‌دهند که روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش‌ها بر اساس جنبه‌های مختلف مجموعه داده‌ای ورودی عملکرد بهتری دارد. به عنوان مثال، مقدار MAE حاصل توسط روش پیشنهادی بر روی All users برابر ۰،۸۲۱ می‌باشد، در صورتی که روش TARS به عنوان دومین روش، مقدار ۰،۸۹۴ را به‌دست آورده‌است. باید توجه شود که مقدار کمتر MAE نشان‌دهنده خطای کمتر و در نتیجه عملکرد بهتر می‌باشد. روش TARS در اکثر موارد نسبت به سایر روش‌های مقایسه شده با روش پیشنهادی، عملکرد بهتری را از خود نشان می‌دهد. بر اساس مجموعه Heavy raters، روش Yilmaz با کسب مقدار ۱،۵۷۸ برای معیار MAE، دومین روش بعد از روش پیشنهادی می‌باشد. همچنین، روش Bobadilla بهترین عملکرد را بعد از روش پیشنهادی بر روی مجموعه Niche items دارد.

جدول ۲: مقایسه روش‌های مختلف بر اساس معیار ارزیابی RMSE

Methods	Datasets					
	All users	Cold users	Heavy raters	Opinion users	Controversial items	Niche items
TrustSVD	۱،۱۵۸	۱،۱۸۲	۲،۰۴۵	۱،۲۵۴	۱،۸۷۳	۱،۱۵۸
TrustMF	۱،۲۰۳	۱،۴۰۱	۲،۱۰۹	۱،۳۶۸	۲،۰۹۵	۱،۲۳۴
SocialMF	۱،۱۷۴	۱،۳۵۲	۱،۹۷۳	۱،۲۳۷	۲،۰۱۲	۱،۱۸۰
Bobadilla	۱،۱۸۰	۱،۱۹۷	۱،۹۴۹	۱،۲۲۴	۱،۹۳۶	۱،۱۱۴
Yilmaz	۱،۱۶۴	۱،۱۹۲	۱،۹۵۲	۱،۲۰۳	۱،۹۳۱	۱،۱۴۶
TARS	۱،۱۴۶	۱،۱۸۳	۱،۹۷۱	۱،۱۸۷	۱،۸۶۵	۱،۱۷۳
روش پیشنهادی	**۱،۱۲۰**	**۱،۱۱۴**	**۱،۸۵۴**	**۱،۱۰۶**	**۱،۷۱۳**	**۰،۹۹۵**

جدول (۲) نتایج آزمایشات بر اساس معیار ارزیابی RMSE را برای تمامی روش‌های توصیه‌گر نشان می‌دهد. هر چقدر مقدار حاصل برای معیار ارزیابی RMSE کمتر باشد، نشان‌دهنده کارایی بالاتر مدل خواهد بود. همان‌طور که از این نتایج مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی بهترین عملکرد را در مقایسه با سایر روش‌ها بر اساس تمامی جنبه‌های در نظر گرفته شده برای مجموعه داده‌ای به‌دست‌می‌آورد. روش TARS در تمامی جنبه‌ها به غیر از Heavy raters و Niche items بهترین عملکرد را بعد از روش پیشنهادی به‌دست می‌آورد. روش Bobadilla با به‌دست آوردن مقادیر ۱،۹۴۹ و ۱،۱۱۴ به ترتیب برای مجموعه‌های Heavy raters و Niche items، دومین روش از لحاظ معیار RMSE می‌باشد. با توجه به نتایج حاصل از جدول (۲)، می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از روش پیشنهادی جهت پیش‌بینی رتبه‌های کاربران باعث افزایش کارایی سیستم‌های توصیه‌گر در مقایسه با سایر روش‌ها می‌شود. به عبارت دیگر، روش پیشنهادی پیش‌بینی‌های با خطای کمتری را نسبت به سایر روش‌ها به‌دست‌می‌آورد.

روش‌های مختلف بر اساس معیار ارزیابی RC نیز مقایسه‌شده‌اند که نتایج حاصل از این آزمایش‌ها در جدول (۳) نشان‌داده‌شده‌اند. معیار RC بیان‌کننده میزان توانایی روش‌های توصیه‌گر در پیش‌بینی رتبه‌های نامشخص می‌باشد. بنابراین، مقدار بالاتر این معیار نشان‌دهنده کارایی بالاتر روش‌ها می‌باشد. بر اساس نتایج در جدول (۳) می‌توان نتیجه گرفت که روش پیشنهادی در تمامی مجموعه‌های داده‌ای به غیر از Cold users کارایی بالاتری نسبت به سایر روش‌ها دارد. برای مجموعه Cold users، روش پیشنهادی و روش SocialMF به ترتیب مقادیر ۰,۸۴۳ و ۰,۸۴۵ را به‌دست‌آورده‌اند. بنابراین، کارایی روش SocialMF نسبت به روش پیشنهادی بر اساس معیار RC برای مجموعه Cold users بالاتر می‌باشد. با این وجود باید توجه داشت که میزان تفاوت این دو روش برابر ۰,۰۰۲ می‌باشد که مقداری ناچیز است. همچنین، روش پیشنهادی نسبت به روش SocialMF بر اساس معیارهای MAE و RMSE عملکرد به مراتب بهتری را از خود نشان‌می‌دهد. بنابراین، در مجموع می‌توان نتیجه‌گرفت که روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌های مبتنی بر اعتماد و روش‌های مبتنی بر الگوریتم‌های فراابتکاری بر اساس معیارهای ارزیابی مختلف نتایج بهتری را به‌دست می‌دهد.

جدول ۳: مقایسه روش‌های مختلف بر اساس معیار ارزیابی RC

Methods	Datasets					
	All users	Cold users	Heavy raters	Opinion users	Controversial items	Niche items
TrustSVD	۰,۹۲۱	۰,۸۳۱	۰,۹۳۴	۰,۸۵۲	۰,۸۶۰	۰,۷۵۸
TrustMF	۰,۹۰۴	۰,۷۹۶	۰,۹۱۸	۰,۸۰۹	۰,۸۳۱	۰,۷۰۱
SocialMF	۰,۹۲۵	**۰,۸۴۵**	۰,۹۴۲	۰,۸۶۱	۰,۸۷۲	۰,۷۷۴
Bobadilla	۰,۸۹۳	۰,۷۸۱	۰,۹۰۳	۰,۷۹۵	۰,۸۰۱	۰,۶۹۲
Yilmaz	۰,۹۰۸	۰,۸۱۴	۰,۹۲۷	۰,۸۲۷	۰,۸۳۴	۰,۷۱۳
TARS	۰,۸۸۴	۰,۷۶۰	۰,۹۱۴	۰,۷۸۱	۰,۷۹۵	۰,۶۵۷
روش پیشنهادی	**۰,۹۳۶**	۰,۸۴۳	**۰,۹۵۸**	**۰,۸۶۹**	**۰,۸۸۱**	**۰,۷۹۲**

۷. نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک سیستم توصیه‌گر مبتنی بر روابط اعتماد بین کاربران معرفی شد. روش پیشنهادی شامل سه مرحله اصلی می‌باشد. در مرحله اول، میزان شباهت بین کاربران بر اساس ماتریس رتبه‌های کاربر-قلم و روابط اعتماد بین کاربران محاسبه‌می‌شود. سپس، بر اساس مقادیر شباهت محاسبه‌شده، یک همسایگی شامل نزدیک‌ترین کاربران به کاربر هدف مشخص می‌گردد. در مرحله دوم، یک روش بهینه‌سازی به منظور یافتن وزن‌های شباهت بهینه بین کاربران مورد استفاده قرارمی‌گیرد. بدین منظور، یک الگوریتم فراابتکاری جدید بر اساس الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات ارائه شده‌است. در این الگوریتم، از عملگرهای الگوریتم ژنتیک و همچنین از الگوریتم بهینه‌سازی تولیدمثل تک-جنسیتی مبتنی بر آشوب به‌منظور افزایش قابلیت جستجوی روش پیشنهادی و کاهش احتمال گیر افتادن در بهینه‌های محلی استفاده-شده‌است. در مرحله سوم، بر اساس وزن‌های شباهت بهینه حاصل‌شده، همسایگی جدیدی برای کاربر هدف مشخص‌شده و رتبه‌های نامشخص این کاربر بر اساس علایق کابران همسایه پیش‌بینی می‌شود. نتایج آزمایش‌ها بر روی یک مجموعه داده استاندارد نشان دادند که روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌های مقایسه‌شده از عملکرد بهتری برخوردار می‌باشد. در کارهای آتی می‌توان از روابط عدم اعتماد بین کاربران در کنار روابط اعتماد و ماتریس‌ها در تولید توصیه‌ها استفاده-نمود. همچنین، الگوریتم فراابتکاری پیشنهادی در این مقاله می‌تواند به منظور طراحی انواع دیگر سیستم‌های توصیه‌گر نظیر سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر اطلاعات زمینه نیز استفاده‌شود.

References

[۱] M. M. Bendouch, F. Frasincar, and T. Robal, "A visual-semantic approach for building content-based recommender systems," *Information Systems*, vol. 117, p. 102243, 2023/07/01/ 2023.

[۲] A. Fareed, S. Hassan, S. B. Belhaouari, and Z. Halim, "A collaborative filtering recommendation framework utilizing social networks," *Machine Learning with Applications*, vol. 14, p. 100495, 2023/12/15/ 2023.

[۳] C. Xu, Y. Zhang, H. Chen, L. Dong, and W. Wang, "A fairness-aware graph contrastive learning recommender framework for social tagging systems," *Information Sciences*, vol. 640, p. 119064, 2023/09/01/ 2023.

[۴] G. Wang, H. Wang, J. Gong, and J. Ma, "Joint item recommendation and trust prediction with graph neural networks," *Knowledge-Based Systems*, vol. 285, p. 11, 2024.

[۵] Y.-J. Gong, J.-J. Li, Y. Zhou, Y. Li, H. S.-H. Chung, Y.-H. Shi, *et al.*, "Genetic learning particle swarm optimization," *IEEE transactions on cybernetics*, vol. 46, pp. 2277-2290, 2015.

[۶] Y. Ar and E. Bostanci, "A genetic algorithm solution to the collaborative filtering problem," *Expert Systems with Applications*, vol. 61, pp. 122-128, 2016/11/01/ 2016.

[۷] H. Ma, I. King, and M. R. Lyu, "Learning to recommend with social trust ensemble," presented at the Proceedings of the 32nd international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval, Boston, MA, USA, 2009.

[۸] H. Ma, H. Yang, M. R. Lyu, and I. King, "SoRec: social recommendation using probabilistic matrix factorization," presented at the Proceedings of the 17th ACM conference on Information and knowledge management, Napa Valley, California, USA, 2008.

پی‌نوشت:

1. Asexual Reproduction Optimization
2. Fitness
3. Chaotic Asexual Reproduction Optimization
4. Chaotic
5. Particle Swam Optimization
6. Generic Algorithm
7. Pearson Correlation Coefficient
8. قدر مطلق خطا
9. Epinions

[۹] G. Guo, J. Zhang, and N. Yorke-Smith, "TrustSVD: Collaborative Filtering with Both the Explicit and Implicit Influence of User Trust and of Item Ratings," *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, vol. 29, 02/09 2015.

[۱۰] M. Jamali and M. Ester, "A matrix factorization technique with trust propagation for recommendation in social networks," presented at the Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems, Barcelona, Spain, 2010.

[۱۱] P. Moradi, S. Ahmadian, and F. Akhlaghian, "An effective trust-based recommendation method using a novel graph clustering algorithm," *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 436, pp. 462-481, 2015/10/15/ 2015.

[۱۲] V. Agarwal and K. K. Bharadwaj, "Trust-Enhanced Recommendation of Friends in Web Based Social Networks Using Genetic Algorithms to Learn User Preferences," in *Trends in Computer Science, Engineering and Information Technology*, Berlin, Heidelberg, 2011, pp. 476-485.

[۱۳] J. Bobadilla, F. Ortega, A. Hernando, and J. Alcalá, "Improving collaborative filtering recommender system results and performance using genetic algorithms," *Knowledge-Based Systems*, vol. 24, pp. 1310-1316, 2011/12/01/ 2011.

[۱۴] T. H. Dao, S. R. Jeong, and H. Ahn, "A novel recommendation model of location-based advertising: Context-Aware Collaborative Filtering using GA approach," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, pp. 37, 2012.

[۱۵] M. T. Ribeiro, A. Lacerda, A. Veloso, and N. Ziviani, "Pareto-efficient hybridization for multi-objective recommender systems," presented at the Proceedings of the sixth ACM conference on Recommender systems, Dublin, Ireland, 2012.

[۱۶] P. Bedi and R. Sharma, "Trust based recommender system using ant colony for trust computation," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, pp. 1183-1190, 2012/01/01/ 2012.

[۱۷] M. Wasid and V. Kant, "A Particle Swarm Approach to Collaborative Filtering based Recommender Systems through Fuzzy Features," *Procedia Computer Science*, vol. 54, pp. 440-448, 2015/01/01/ 2015.

[۱۸] A. Farasat, M. B. Menhaj, T. Mansouri, and M. R. S. Moghadam, "ARO: A new model-free optimization algorithm inspired from asexual reproduction," *Applied Soft Computing*, vol. 10, pp. 1284-1292, 2010.

[۱۹] X. Yuan, Y. Xiang, Y. Wang, and X. Yan, "Parameter identification of bidirectional IPT system using chaotic asexual reproduction optimization," *Nonlinear Dynamics*, vol. 78 ,pp. 2113-2127, 2014.

[۲۰] R. Eberhart and J. Kennedy, "A new optimizer using particle swarm theory," in *MHS'95. Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science*, 1995, pp. 39-43.

[۲۱] P. Moradi and S. Ahmadian, "A reliability-based recommendation method to improve trust-aware recommender systems," *Expert Systems with Applications*, vol. 42, pp. 7386-7398, 2015.

[۲۲] B. Yang, Y. Lei, J. Liu, and W. Li, "Social Collaborative Filtering by Trust," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 39, pp. 1633-1647, 2017.