

اصلاح نویز طبیعی در سیستم‌های توصیه‌گر مشارکتی با در نظر گرفتن تغییر ترجیحات کاربر

اکرم ناظمی سجزی^۱، کارشناس ارشد؛ مرجان کاودی^۲، استادیار

۱- دانشکده مهندسی کامپیوتر - دانشگاه اصفهان - akram.nazemi@eng.ui.ac.ir

۲- دانشکده مهندسی کامپیوتر - دانشگاه اصفهان - kaedi@eng.ui.ac.ir

چکیده: با استفاده از سیستم‌های توصیه‌گر، کاربران می‌توانند کالاهایی که بهتر با ترجیحات آن‌ها متناسب است را انتخاب کنند. سیستم‌های توصیه‌گر اغلب بر اساس رتبه‌دهی کاربران به کالاها عمل می‌کنند، درحالی‌که ممکن است کاربران در رتبه‌دهی به اقلام بی‌ثبات عمل کنند و به اقلام مشابه، رتبه‌های متفاوتی دهند. رتبه‌دهی‌های متفاوت ممکن است به دو دلیل رخ دهد: دلیل اول، بی‌دقتی کاربر در رتبه‌دهی است که باعث نویز طبیعی در رتبه‌ها می‌شود و باید اصلاح گردد. دلیل دوم، تغییر کردن ترجیحات و علاقمندی‌های کاربر در گذر زمان است. در پژوهش‌های پیشین، در صورتی که رتبه‌دهی کاربر با رتبه‌های قبلی او و دیگر کاربران همخوانی نداشته باشد، به‌عنوان نویز طبیعی محسوب می‌شود؛ درحالی‌که ممکن است ناهمخوانی رتبه‌ها ناشی از تغییر ترجیحات کاربر در گذر زمان باشد نه بی‌دقتی کاربر. در این پژوهش بین این دو نوع ناهمخوانی تمایز گذاشته می‌شود. برای این منظور، زمان‌های تغییر یافتن ترجیحات کاربر شناسایی می‌شوند و سپس بر اساس آن‌ها، نویز طبیعی تشخیص داده شده و اصلاح می‌گردد. در نهایت، توصیه‌ها با توجه به تغییر علاقه کاربر به او پیشنهاد می‌شوند. نتایج نشان داده که این روش نسبت به روش‌های دیگر، از لحاظ معیارهای «میانگین خطای مطلق»، دقت، یادآوری و «میانگین وزنی دقت و یادآوری» بهبود یافته است.

واژه‌های کلیدی: سیستم‌های توصیه‌گر، تغییر ترجیحات کاربر، نویز طبیعی، پالایش مشارکتی.

Natural Noise Correction in Collaborative Recommender Systems by Considering Change of User's Preferences

A. Nazemi¹, Msc; M. Kaedi², Assistant Professor

1- Faculty of Computer Engineering, University of Isfahan, Iran, Email: akram.nazemi@eng.ui.ac.ir

2- Faculty of Computer Engineering, University of Isfahan, Iran, Email: kaedi@eng.ui.ac.ir

Abstract: Recommender systems help users to find their desired items from an enormous volume of available information. Recommender systems often act on the basis of user rating. However, users may act unstable in rating items and give different ratings to similar items. Inconsistency may occur for two reasons: user inherent inaccuracy and change of user preferences. The first reason causes the inconsistency of rating in short-term which is called natural noise. Other reason causes the inconsistency of rating in long-term and is one of the challenges that affects the efficiency of recommender systems. So, changing the user preferences should not be confused with the natural noise. This study discriminates between the discrepancies of these two types of rating. In the proposed method, first, changes of user preferences are detected and categorized. Then, natural noise can be detected and corrected by use of these categories. Finally, recommendations are suggested to the users according to the changes of their preferences. The experimental results have shown that the proposed method has improved MAE, precision, recall, and F1 measures compared to former methods.

Keywords: Recommender systems, natural noise, user preference change, collaborative filtering.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۵/۰۷/۱۲

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۵/۰۹/۰۱

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۱۰/۱۶

نام نویسنده مسئول: مرجان کاودی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - اصفهان - خیابان هزارجریب - دانشگاه اصفهان - دانشکده مهندسی کامپیوتر.

۱- مقدمه

حجم انبوه اطلاعات موجود در وب (مانند فيلم‌ها، موسيقى‌ها و غيره) باعث سردرگمى کاربرها در انتخاب اقلام^۱ مرتبط مى‌شود. يك چالش بزرگ براى کاربر اين است كه اقلامى را كه بيشتر مطابق ذوق يا سليقه خود است انتخاب كند. بنابر اين سيستم‌هاى توصيه گر^۲ براى کاربر از اهميت ويژه‌اى برخوردار هستند [۱]. اين سيستم‌ها به کاربران كمك مى‌كنند تا اطلاعاتى را كه بهتر با ترجيحات و نيازهاى آن‌ها متناسب است، انتخاب كنند تا از سردرگمى کاربر به علت حجم زياد اطلاعات جلوگیری شود. با گسترش و ترويج تجارت الكترونيكى در دهه ۱۹۹۰، سيستم‌هاى توصيه گر به عنوان يكي از شاخه‌هاى تجارت الكترونيكى توجه دانشگاه و صنعت را به خود جلب كردند. سيستم‌هاى توصيه گر، در بازيايى ليست مرتبى از اقلام و اطلاعات به کاربران كمك مى‌كنند و در واقع تخمين مى‌زنند كه کدام يك از اطلاعات و اقلام، مطابق با علايق و اولويت‌هاى هر کاربر هستند. اين سيستم‌ها اين تخمين را با در اختيار داشتن اطلاعات كافى و صحيح در مورد کاربران و اقلام موردنظر انجام مى‌دهند [۲، ۳].

رايچ‌ترين سيستم‌هاى توصيه گر، ترجيحات کاربر را از مجموعه اقلام امتيازدهى شده توسط کاربر ياد مى‌گيرند و سپس رتبه^۳ کاربر به اقلام ناشناخته را پيش‌بنينى مى‌كنند. سيستم‌هاى توصيه گر براى پيشنهاده انواع اقلام مانند فيلم‌ها، كتاب‌ها، برنامه‌هاى تلويزيون، اخبار، مقالات علمى و صفحات وب استفاده مى‌شوند و در حوزه‌هاى متنوعى مانند تجارت الكترونيكى، يادگيرى الكترونيكى، خدمات الكترونيكى و گردشگرى الكترونيكى کاربرد دارند [۴].

الگوريتم‌هاى توصيه گر از انواع منابع اطلاعاتى مانند رتبه داده شده به اقلام، اطلاعات اجتماعى و آمارى^۴ کاربر، محتواى اقلام، ويژگى‌ها، برچسب‌ها^۵ و اطلاعات زمينه‌اى مانند زمان، موقعيت يا خلق‌وخوى کاربر استفاده مى‌كنند [۵]. روش‌هاى مبتنى بر محتوا^۶ و روش پالايش مشاركتى^۷، دو نمونه از پركاربردترين روش‌ها در سيستم‌هاى توصيه گر هستند. سيستم توصيه گر مبتنى بر محتوا، اقلامى را به کاربر پيشنهاده مى‌دهد كه مشابه اقلامى كه کاربر در گذشته انتخاب كرده است، هستند. در روش پالايش مشاركتى، کاربران مشابه به کاربر موردنظر، از طريق تجزيه و تحليل الگوى رتبه‌دهى کاربران و بررسى ترجيحات آن‌ها يافته مى‌شوند و سپس، اقلامى كه توسط اين کاربران مشابه، پسنديده شده‌اند (رتبه بالايى دريافت كرده‌اند) به کاربر موردنظر پيشنهاده مى‌شوند [۶]. روش پالايش مشاركتى داراى مرحله يادگيرى و مرحله پيش‌بنينى است. در مرحله يادگيرى، سيستم با استفاده از رتبه‌هاى کاربران به اقلام، عمل يادگيرى را انجام مى‌دهد و در مرحله بعد، رتبه‌هاى کاربران به اقلام ديگر را پيش‌بنينى مى‌كند [۷]. الگوريتم‌هاى پالايش مشاركتى امروزه کاربرد فراوانى دارند و در سال‌هاى اخير پژوهش‌هاى گسترده‌اى بر روى آن‌ها انجام شده تا دقت اين الگوريتم‌ها را بهبود دهند.

پژوهشگران با تجزيه و تحليلى كه بر روى مجموعه داده واقعى مانند MovieLens انجام داده‌اند به اين نتيجه رسيده‌اند كه بسيارى از

رتبه‌هاى کاربر به اقلام در سيستم‌هاى توصيه گر ممكن است نويژدار باشند [۸]. کاربران مرتكب برخى اشتباهات غيرعمدى در طى رتبه‌دهى به اقلام مى‌شوند كه به اين پديده، نويز طبيعى گفته مى‌شود و بر نتايج سيستم توصيه گر تاثير مى‌گذارد [۹]. نويز طبيعى زمانى اتفاق مى‌افتد كه کاربران در دادن رتبه به اقلام بي‌ثبات^۸ باشند و به‌طور غيرعمدى، به اقلام مشابه، رتبه متفاوتى دهند. اين پديده باعث مى‌شود كه داده‌هاى موجود در سيستم توصيه گر با يكدیگر همخوانى نداشته باشند و سيستم توصيه گر در معرض بي‌ثباتى قرار گيرد.

علاوه بر اين، ناهمخوانى داده‌هاى موجود در سيستم توصيه گر ممكن است ناشى از نويز طبيعى و بي‌دقتى کاربر نباشد، بلكه به علت تغيير ترجيحات کاربر باشد. زيرا با گذشت زمان، ترجيحات و عقايد کاربر تغيير مى‌كند؛ ممكن است کاربر علاقه جديدى به آيتى پيدا كند. همچنين ممكن است علاقه کاربر به آيتى تغيير كند و کاربر به آيت‌هاى مشابه با آن، رتبه‌هاى متفاوتى دهد. سيستم‌هاى توصيه گر به كندى مى‌توانند اين تغييرات را متوجه شوند. تغيير ترجيحات و علاقمندى‌هاى کاربر، باعث بي‌ثباتى داده‌هاى سيستم توصيه گر مى‌شود و بر كيفيت سيستم توصيه گر تاثير مى‌گذارد.

بي‌ثباتى در رتبه‌ها در سيستم‌هاى توصيه گر به اندازه‌اى فراگير و چالش برانگيز است كه نمى‌توان آن را نادیده گرفت [۱۰]. به همين دليل، تا كنون پژوهش‌هاى مختلفى براى تعديل اين مشكل انجام شده است كه مهم‌ترين آن‌ها در بخش ۲ مرور مى‌شوند.

در اكثر پژوهش‌هاى پيشين [۱۴-۱۱]، اگر کاربر به كالايى رتبه‌اى داده باشد كه با پروفایل او و کاربران مشابه او همخوانى نداشته باشد اين موضوع به عنوان اشتباه کاربر در رتبه‌دهى محسوب مى‌شود و به عنوان نويز تشخيص داده مى‌شود و سعى مى‌شود آن رتبه اصلاح گردد. درحالى كه ممكن است ناهمخوانى بين رتبه‌هاى کاربران ناشى از تغيير ترجيحات کاربر در گذر زمان باشد. بنابر اين هميشه رتبه‌هاى كه با رتبه‌هاى ديگر همخوانى ندارند، نبايد نويژدار محسوب شوند. در پژوهش پيش رو سعى مى‌شود بين اين دو نوع ناهمخوانى، يعنى نويز طبيعى و تغيير ترجيحات کاربر، تمايز قرار داده شود. براى اين منظور، روشى ارائه مى‌شود كه در آن تغيير ترجيحات کاربر شناسايى و دسته‌بندي مى‌شود و بازه زمانى‌اى كه کاربر در طى آن رتبه‌دهى‌ها را انجام داده است، بر اساس تغيير يافتن علاقمندى‌هاى کاربر به زيربازه‌هاى تقسيم‌بندي مى‌شود. سپس بر اساس اين زيربازه‌ها، نويز طبيعى تشخيص داده مى‌شود و اصلاح مى‌گردد.

در ادامه مقاله، ابتدا در بخش ۲، پژوهش‌هاى مربوط به نويز طبيعى در سيستم‌هاى توصيه گر و همچنين پژوهش‌هاى مربوط به تغيير ترجيحات کاربر مرور مى‌شوند. سپس، در بخش ۳، روش پيشنهاده معرفى مى‌گردد و سپس در بخش ۴ به ارزيايى روش پيشنهاده پرداخته مى‌شود. نهايتاً در بخش ۵ مقاله نتيجه‌گيرى مى‌شود.

۲- پيشينه پژوهش

همان‌طور که گفته شد، يکي از دلايل بي‌ثباتي و ناهمخواني در رتبه‌هاى کاربر، بي‌دقتي کاربر است که منجر به نويز طبيعى در سيستم توصيه گر مى‌شود و دليل دوم، تغيير يافتن ترجيحات او است. در ادامه، ابتدا در بخش ۱-۲ مطالعات انجام شده در مورد نويز طبيعى مرور مى‌شوند. سپس در بخش ۲-۲ پژوهش‌هاى مرتبط با تغيير ترجيحات کاربر بررسي مى‌شوند.

۲-۱- پژوهش‌هاى مربوط به نويز طبيعى در سيستم‌هاى توصيه گر

براي اولين بار هيل^۹ و همکارانش به مسئله نويز در سيستم‌هاى توصيه گر اشاره کردند [۱۵]. هيل و همکارانش دو آزمون با ۲۲ شرکت کننده انجام دادند. فاصله بين آزمون‌ها حدود ۶ هفته بود. نتايج آزمون نشان داد که نويز در رتبه‌هاى کاربر يک معضل در سراسر مطالعه آن‌ها است. در پژوهش ديگري، ماهوني^{۱۰} و همکارانش نويز را در سيستم‌هاى توصيه گر به دو دسته طبيعى و بدخواه تقسيم کردند [۱۶]. اين گروه براي تشخيص نويز طبيعى ابتدا ميانگين خطاي مطلق را بين رتبه پيش‌بنی شده و رتبه داده شده توسط کاربر محاسبه کردند. سپس با مقايسه اين دو مقدار، رتبه نويزدار را شناسايي کرده و آن را از پاينگاه داده حذف کرده‌اند. در نهايت به اين نتيجه رسيده‌اند که با حذف نويز طبيعى از سيستم، کارايي سيستم توصيه گر بهبود مى‌يابد. يک روش تعاملی که توسط آماتريان^{۱۱} و همکارانش براي حذف رتبه‌هاى نويزدار کاربر ارائه شده است، رتبه‌دهی مجدد کاربر به اقلام است [۱۷]. وقتی که يک رتبه نويزدار کشف مى‌شود، دوباره از کاربر براي رتبه جديد سؤال پرسیده مى‌شود. آن‌ها نشان دادند که حذف نويز براي رتبه‌هاى با امتياز بالا کارايي بيشتري از حذف نويز براي رتبه‌هاى با امتياز پايين دارد. در نهايت به اين نتيجه رسيده‌اند که با حذف نويز در سيستم، کيفيت توصيه‌ها بهبود پيدا کرده است. فام^{۱۲} و همکارانش از ويژگي‌هاى اقلام براي يادگيري ترجيحات کاربر استفاده کردند [۱۱]. بر اين اساس، اگر رتبه‌دهی کاربر به يک قلم کالا، کمتر از حد آستانه ميانگين رتبه‌هاى کاربر باشد، رتبه‌دهی کاربر نادرست تشخيص داده مى‌شود. سپس اين پژوهشگران معيارهائي را براي معرفي کاربر به عنوان خبره^{۱۳} تعريف کردند و با استفاده از رتبه‌هاى افراد خبره، رتبه‌هاى اشتباه ساير کاربران را اصلاح کردند. نشان داده شده که اين رويکردها کارايي سيستم توصيه گر را بهبود مى‌دهد. در پژوهشي که توسط يراتولدو^{۱۴} و همکاران [۱۲] انجام شده است، تنها از رتبه‌هاى کاربران براي تشخيص و اصلاح نويز استفاده شده است و هيچ اطلاعات اضافي براي مديريت نويز طبيعى به کار نرفته است. براي اين منظور، سه دسته‌بندي بر اساس کاربر، قلم و رتبه انجام مى‌شود؛ به اين صورت که تمايلات کاربر به چهار دسته خوش‌بين، ميانه، ناراضی و متغير و قلم کالا نيز به دسته‌هاى مقبول، نيمه مقبول، نامقبول و متغير تقسيم‌بندي مى‌شوند. رتبه‌ها نيز به سه دسته قوي، متوسط، ضعيف طبقه‌بندي مى‌شوند. سپس رتبه جديدي که کاربر به قلم مى‌دهد با دسته قلم و کاربر مقايسه مى‌شود و

در صورتی که مشابه رتبه قبلی کاربر (و کاربران مشابه او) به قلم‌های مشابه نبود، به‌عنوان نويز تشخيص داده مى‌شود و با استفاده از روش پالايش مشارکتی اصلاح مى‌شود. نشان داده شده است که نتايج به‌دست آمده از اين روش، بهتر از راهکارهاى قبلی است و کارايي سيستم توصيه گر را بهبود مى‌دهد [۱۲]. در پژوهش ديگري، يرا^{۱۵} و همکارانش [۱۳] به مساله عدم قطعيت در رتبه‌دهی‌ها و ترجيحات کاربر اشاره کرده‌اند و براي حل اين مشکل، يک روش فازی^{۱۶} جديد براي مديريت عدم قطعيت در نويز طبيعى براي بهبود دقت سيستم توصيه گر ارائه کرده‌اند. کاسترو^{۱۷} و همکارانش [۱۴] بر خلاف پژوهش‌هاى ديگر، به جای بررسي نويز در سيستم توصيه گر فردی، نويز طبيعى را در سيستم توصيه گر گروهی بررسي کرده‌اند. نتايج نشان داده است که روش آن‌ها باعث کاهش خطاي پيش‌بنی رتبه‌ها شده است.

در همه پژوهش‌هائي که در اين بخش مرور شدند، در هنگام تشخيص و اصلاح نويز، تغيير يافتن ترجيحات کاربر در نظر گرفته نشده است. به همين دليل، ممکن است در اين روش‌ها، رتبه‌هائي وجود داشته باشند که به‌عنوان نويز تشخيص داده مى‌شوند اما واقعاً رتبه نويزدار نباشند؛ بلکه ناسازگاري آن‌ها با رتبه‌هاى ديگر، به علت تغيير يافتن ترجيحات کاربر باشد. در اين پژوهش بر روي اين مساله تمرکز خواهد شد و تغيير يافتن ترجيحات کاربر در هنگام تشخيص و اصلاح نويز طبيعى در نظر گرفته خواهد شد. همان‌طور که در بخش ۳-۲ خواهد آمد، در روش پيشنهادی ما از روش ارائه شده توسط يراتولدو و همکارانش [۱۲] براي تشخيص نويز استفاده خواهد شد؛ با اين تفاوت که قبل از اعمال روش، مرز تغيير ترجيحات کاربر تشخيص داده مى‌شود و روش يراتولدو و همکاران بر روي هر بازه زمانی که ترجيحات کاربر در آن ثابت بوده است، به‌طور جداگانه اعمال مى‌شود تا بدین ترتيب، نويز طبيعى و تغيير ترجيحات کاربر از يکديگر تفکيک گردند.

۲-۲- پژوهش‌هاى مربوط به تغيير ترجيحات کاربر

در پژوهشي، واز^{۱۸} و همکارانش آزمائشي انجام دادند که نشان داد اگر دوبار از کاربري خواسته شود که به يک کتاب واحد رتبه دهد، احتمال زيادي وجود دارد که رتبه‌دهی‌هاى او باهم متفاوت باشد [۱۸]. سپس عملکرد الگوريتم پالايش مشارکتی‌ای را در پيش‌بنی سلیقه کاربر با مقیاس‌هاى رتبه‌دهی مختلف مورد تجزيه و تحليل قرار داده‌اند. دونگتو^{۱۹} و دهوا^{۲۰} براي حل مساله تغيير ترجيحات کاربر در طول زمان، سيستمي را ارائه دادند که در آن وزن پروفایل کاربر با وزن زمان ترکيب مى‌شود و در محاسبه شباهت^{۲۱} کاربران از آن استفاده مى‌شود [۱۹]. اين روش نه تنها به يافتن نزديک‌ترين همسايه کاربر کمک مى‌کند، بلکه با تغيير علايق کاربر نيز سازگار است. در پژوهشي ديگر، کو^{۲۲} و جياماکسين^{۲۳} [۲۰] نيز به مساله تغيير ترجيحات کاربر در طول زمان اشاره کرده‌اند و يک سيستم توصيه گر را براي توصيه فيلم به کاربران پيشنهاده داده‌اند که از روش الگو کاوی ترتیبی^{۲۴} و پالايش مشارکتی استفاده مى‌کند. در اين روش، تغيير الگوی رتبه‌دهی کاربر به آيتم‌ها بررسي مى‌شود و بر اساس

(۳) توليد جواب بهينه نهايى.

ناظمى و كائدى [۲۴] در پژوهش خود، روشى مبتنى بر برنامه‌نويسى پويا ارائه كرده‌اند كه تغيير ترجيحات كاربر را شناسايى و مرزبندي مى‌كند. در اين روش، محور زمان به زيربازه‌هاى تقسيم مى‌شود. سپس برنامه‌نويسى پويا در يك فرايند تكرارشونده، زيربازه‌هاى با رتبه‌دهى مشابه را با يكدیگر ادغام مى‌كند. در پژوهش ناظمى و كائدى [۲۴] براى تشخيص زيربازه‌هاى كه رتبه‌دهى مشابه دارند، معيارى بر اساس فاصله كسينوسى تعريف شده است. در صورتى دو زيربازه مجاور با همدیگر ادغام مى‌شوند كه فاصله كسينوسى آن‌ها بيشتر از حد آستانه از قبل تعريف شده باشد. پس از يك دور ادغام زيربازه‌هاى مشابه، مجدداً اين فرايند تكرار مى‌شود و زيربازه‌هاى كه از ادغام به‌دست‌آمده‌اند، با زيربازه‌هاى مجاور خود مقايسه مى‌شوند و در صورتى كه فاصله كسينوسى آن‌ها از حد آستانه كمتر بود، با هم ادغام مى‌شوند. اين روال ادامه مى‌يابد تا در نهايت، الگوريتم به زيربازه‌هاى مى‌رسد كه ادغام‌پذير نيستند. مرز بين اين زيربازه‌ها، زمان تغيير ترجيحات كاربر را نشان مى‌دهد [۲۴].

در روشى كه در بخش ۳-۱ براى تشخيص نويز طبيعى ارائه خواهد شد، از روش برنامه‌نويسى پويا كه در اين بخش مرور شد، براى تشخيص مرز تغيير ترجيحات كاربر به‌عنوان يك مرحله از كار استفاده خواهد شد.

۳- روش پيشنهاده: اصلاح نويز طبيعى بر اساس تغيير ترجيحات كاربر

همان‌طور كه ذكر شد، اكثر پژوهش‌هاى پيشين در زمينه نويز طبيعى، بر روى تشخيص نويز طبيعى كه مربوط به عدم دقت كاربر در زمان انتخاب رتبه‌ها است تمرکز كرده‌اند. در اين پژوهش‌ها در صورتى كه كاربر به كالايى رتبه‌اى داده باشد كه با پروفایل او و كاربران مشابه او همخوانى نداشته باشد اين موضوع به‌عنوان اشتباه كاربر در رتبه‌دهى محسوب مى‌شود و به‌عنوان نويز تشخيص داده مى‌شود، سپس آن رتبه اصلاح مى‌گردد. درحالى كه ممكن است رتبه‌دهى متفاوت و ناهمخوانى بين رتبه‌هاى كه كاربر به اقلام کالا داده است ناشى از تغيير ترجيحات كاربر در گذر زمان باشد. بنابر اين هميشه رتبه داده شده نبايد نويزدار محسوب شود. در اين پژوهش سعى مى‌شود بين اين دو نوع ناهمخوانى موجود بين رتبه‌ها تمايز قرار داده شود. براى اين منظور، بازه زمانى‌اى كه كاربر در طى آن رتبه‌دهى‌ها را انجام داده است، بر اساس تغيير يافتن علاقمندى‌هاى كاربر به زيربازه‌هاى تقسيم‌بندى مى‌شود. سپس در هر زيربازه كه مى‌دانيم در آن ترجيحات و علايق كاربر ثابت هستند، نويز طبيعى تشخيص داده مى‌شود و اصلاح مى‌گردد. در واقع، ایده‌اى كه در اين روش نهفته است اين است كه در صورتى كه بدانيم ترجيحات و سليقه كاربر، در حين رتبه‌دهى كاربر در آن زيربازه ثابت هستند، آنگاه هرگونه ناهمخوانى موجود در رتبه‌دهى‌ها، ناشى از بي‌دقتى كاربر و نويز طبيعى خواهد بود و ابهامى وجود نخواهد داشت. بنابر اين دقت تشخيص نويز طبيعى افزايش خواهد يافت. در ادامه، در زيربخش ۳-۱

مشابهت الگو با ساير كاربران اقلامى به كاربر پيشنهاده مى‌شود. در پژوهش ساها^{۲۵} و همكارانش از تغيير ترجيحات كاربر در طول زمان به‌عنوان يك معضل ياد شده است [۲۱]. در اين پژوهش نشان داده شده است كه اگر براى حل اين معضل به داده‌هاى اخير سيستم اولويت داده شود، با مشكل تنكى داده‌ها مواجه خواهيم شد. براى اين منظور، آيتم‌هاى رتبه‌دهى شده توسط هر كاربر بر اساس تعداد رخداد آن‌ها در هر بازه زمانى، وزن‌دهى مى‌شوند. وزن آيتم و تأخير در رتبه‌دهى به آيتم‌ها توسط كاربر، تغيير ترجيحات كاربر را نشان مى‌دهد. در پژوهش كو^{۲۶} و همكارانش، بر اساس مشابهت آيتم‌ها يا گروهى از آيتم‌ها، علايق جارى كاربر كشف مى‌شود و يك سري زمانى براى هر كاربر ايجاد مى‌شود [۲۲]. كارهودز^{۲۷} و دونكو^{۲۸} براى تعيين شباهت كاربر با ساير كاربران از دسته‌بندى آيتم‌ها استفاده كرده‌اند و از زمان توصيه آيتم به كاربر براى پيش‌بندي رتبه كاربر بهره برده‌اند [۲۳]. براى اين منظور با استفاده از رتبه‌هاى همسايه كاربر و تابع وزنى مبتنى بر زمان، رتبه آيتم‌ها پيش‌بندي مى‌شود. در پژوهش ديگرى كه توسط ناظمى و كائدى [۲۴] انجام شده است، تغيير ترجيحات كاربر با استفاده از برنامه‌نويسى پويا شناسايى مى‌شود. اين روش، در بخش ۳-۱ يعنى در گام اول روش پيشنهاده به كار خواهد رفت. به همين دليل، اين روش در بخش ۲-۱ با جزئيات بيشتر شرح داده خواهد شد.

همان‌طور كه مشاهده شد، در پژوهش‌هاى انجام شده براى مواجهه با تغيير ترجيحات كاربر، به رتبه‌هاى قديمى نسبت به رتبه‌هاى جديد اولويت كمترى داده مى‌شود و از دسته‌بندى آيتم‌ها براى تشخيص تغيير ترجيحات كاربر استفاده مى‌شود. در پژوهش پيش رو، تغيير يافتن ترجيحات بر اساس رتبه‌دهى كاربر به انواع آيتم‌ها تشخيص داده خواهد شد و از تشخيص مرز تغيير ترجيحات براى پيش‌بندي رتبه‌هاى كاربر استفاده مى‌شود. براى اين منظور از برنامه‌نويسى پويا استفاده خواهد شد.

۲-۲-۱- پژوهش مربوط به استفاده از برنامه‌نويسى پويا براى تشخيص تغيير ترجيحات كاربر

در اين بخش ابتدا برنامه‌نويسى پويا به اختصار توضيح داده مى‌شود و سپس به استفاده از اين روش براى تشخيص ترجيحات كاربر پرداخته مى‌شود.

برنامه‌نويسى پويا يكي از روش‌هاى پركاربرد و مشهور طراحى الگوريتم است كه از روش پايين به بالا^{۲۹} استفاده مى‌كند و در آن، ابتدا زيرمساله‌هاى كوچك‌تر حل مى‌شوند و نتايج ذخيره مى‌گردند. سپس، هنگامى كه به نتيجه‌اى نياز است، به‌جاي محاسبه مجدد، فقط آن نتيجه بازيايى مى‌شود تا اينكه نهايتاً، مساله اصلى حل شود. مراحل طراحى يك الگوريتم به روش برنامه‌نويسى پويا به شرح زير است [۲۵]:

(۱) ارائه يك خاصيت بازگشتى جهت حل يك نمونه مساله بر اساس نمونه‌هاى كوچك‌تر آن مساله.

(۲) حل يك نمونه مساله به روش پايين به بالا و با شروع از حل زيرمساله‌هاى كوچك‌تر.

نهایی این الگوریتم، تقسیم کل بازه زمانی رتبه‌دهی کاربر، به تعدادی زیربازه است که در هر یک از زیربازه‌ها، سلیقه و ترجیحات کاربر ثابت مانده است و مرز بین زیربازه‌ها، زمان‌های تغییر ترجیحات کاربر را نشان می‌دهد.

۲-۲- تشخیص و اصلاح نويز با استفاده از نقاط مرزی تغییر ترجیحات کاربر

در روش پیشنهادی به جای اینکه تشخیص نويز بر اساس کل رتبه‌های داده شده توسط کاربر انجام شود، نويز به صورت جداگانه بر اساس هر یک از زیربازه‌ها تشخیص داده می‌شود؛ زیرا در طول هر یک از زیربازه‌ها سلیقه کاربر ثابت است و اگر رتبه‌های موجود در آن زیربازه، برای تشخیص نويز طبيعى در نظر گرفته شود، باعث می‌شود که تغییرات سلیقه کاربر و نويز طبيعى از یکدیگر تفکیک گردند و باهم اشتباه گرفته نشوند. سپس در صورتی که در زیربازه‌ای نويز تشخیص داده شد، آن رتبه نويزدار با استفاده از رتبه‌های موجود در همان زیربازه اصلاح می‌شود. این مرحله با الهام گرفتن روش یراتولدو و همکارانش [۱۲] که در قسمت ۱-۲ مرور شد انجام می‌شود. همان‌طور که در بخش ۱-۲ ذکر شد، در پژوهش یراتولدو و همکارانش [۱۲]، برای تشخیص و اصلاح نويز از همه رتبه‌های کاربر استفاده شده است. ولی در روش پیشنهادی ما، تغییر ترجیحات کاربر در نظر گرفته می‌شود و رتبه‌های کاربران بر اساس زیربازه‌هایی که برای تغییر ترجیحات کاربر به دست می‌آیند، دسته‌بندی می‌شوند. اقلام نیز بر اساس رتبه‌هایی که به آن‌ها داده شده است، دسته‌بندی می‌شوند. سپس با استفاده از این دسته‌بندی‌ها و بر اساس رتبه کاربر به یک قلم، نويزی بودن رتبه تشخیص داده می‌شود و اصلاح می‌گردد. این مرحله از دو گام تشخیص رتبه‌های نويزدار و اصلاح نويز تشکیل شده است که در ادامه معرفی می‌شوند.

۲-۲-۱- تشخیص رتبه‌های نويزدار

برای تشخیص رتبه‌های نويزدار، ابتدا رتبه‌ها، تمایلات کاربران و اقلام در چند دسته قرار می‌گیرند که در ادامه معرفی می‌شوند. در ادامه، منظور از زیربازه، همان زیربازه مربوط به تغییر ترجیحات کاربر است که رتبه در آن قرار گرفته است. تشخیص نويزی بودن هر رتبه کاربر، بر اساس رتبه‌های موجود در همان زیربازه زمانی که کاربر در آن، آن رتبه را داده است، انجام می‌شود.

هر رتبه $r(u, i)$ ، رتبه کاربر u به قلم i به سه دسته تقسیم می‌شود.

$$(۱) \text{ قوی: } r(u, i) > v$$

$$(۲) \text{ متوسط: اگر } k \leq r(u, i) \leq v$$

$$(۳) \text{ ضعیف: اگر } r(u, i) < k$$

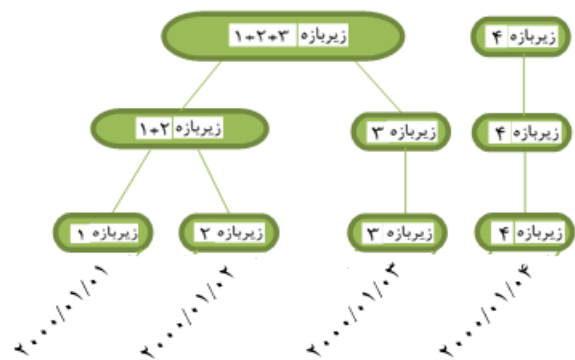
که $v < k$ است و k و v پارامترهای قابل تنظیم هستند. کاربران نیز بر اساس تمایلاتشان با برچسب‌های زیر نشان‌دار می‌شوند:

(۱) خوش‌بین^{۳۱}: اگر تعداد رتبه‌های قوی که کاربر u در زیربازه t به اقلام داده است، یعنی $u_{t,k}$ ، بیشتر از مجموع تعداد رتبه‌های

چگونگی تشخیص تغییر ترجیحات کاربر توضیح داده می‌شود. در زیربخش ۲-۳، رتبه‌های نويزدار در هر زیربازه شناسایی و اصلاح می‌شوند و در زیربخش ۳-۳، رتبه‌های کاربر با استفاده از الگوریتم پالایش مشارکتی و بر اساس تغییرات کشف شده در ترجیحات کاربر، پیش‌بینی می‌شوند.

۳-۱- تشخیص نقاط مرزی تغییر ترجیحات کاربر

در این پژوهش، مرحله تشخیص مرز ترجیحات کاربر بر اساس یکی از پژوهش‌های پیشین [۲۴] که توسط پژوهشگران همین مقاله صورت گرفته است، انجام می‌شود. همان‌طور که در بخش ۲-۲-۱ مرور شد، ناظمی و کاندی [۲۴] برای تشخیص مرز تغییر ترجیحات کاربر از برنامه‌نویسی پویا استفاده کرده‌اند. برای تشخیص مرز تغییر ترجیحات کاربر، ابتدا بازه زمانی عضویت کاربر در سیستم و رتبه‌دهی‌های او به زیربازه‌هایی هم‌طول تقسیم می‌شود. طول این زیربازه‌های اولیه برابر با یک روز در نظر گرفته شده است (به این ترتیب، فرض شده است که سلیقه کاربر در طول یک روز ثابت می‌ماند). سپس، شباهت رتبه‌دهی کاربر در هر دو زیربازه مجاور، بر اساس فاصله کسینوسی سنجیده می‌شود. سپس در صورتی که فاصله دو زیربازه مجاور از یک آستانه کمتر بود، آن دو زیربازه باهم تلفیق می‌شوند. مقدار آستانه در این پژوهش با پارامتر ε نشان داده شده است. این فرآیند، در یک ساختار سلسله مراتبی و درختی، تکرار می‌شود. به عنوان مثال، نمونه‌ای از عملکرد الگوریتم در شکل ۱ مشاهده می‌شود.



شکل ۱: ساختار درختی نشان‌دهنده ادغام زیربازه‌ها برای تشخیص تغییر ترجیحات کاربر (با اقتباس از پژوهش ناظمی و کاندی [۲۴])

در شکل ۱، فاصله کسینوسی دو زیربازه مجاور ۱ و ۲، محاسبه شده است و چون این فاصله کسینوسی بیشتر از مقدار ε است، دو زیربازه با همدیگر ادغام شده‌اند. اما زیربازه‌های ۳ و ۴ با همدیگر ادغام نشده‌اند. در مرحله بعد نیز این روال ادامه پیدا کرده است و زیربازه‌های ۲+۱ و ۳ با همدیگر مقایسه شده‌اند. همان‌طور که در بالاترین سطح درخت شکل ۱ مشاهده می‌شود، در نهایت دو زیربازه باقی مانده است که ادغام‌پذیر نیستند و این موضوع، نشان می‌دهد که کاربر رتبه‌دهی خود را در یک زمان مشخص که مرز بین این دو زیربازه است، تغییر داده است. دستاورد

بود، رتبه‌ای که این کاربر به قلم i می‌دهد باید قوی باشد (بزرگ‌تر از v باشد)؛ درغیراین‌صورت $r(u, i)$ به‌عنوان رتبه نويزدار تشخیص داده می‌شود. به همین صورت برای رتبه‌های متوسط و ضعیف نیز این کار تکرار می‌شود تا رتبه‌های نويزدار شناسایی شوند.

۳-۲-۲- فرآیند اصلاح نويز

برای اصلاح رتبه‌های نويزدار، از الگوریتم پالایش مشارکتی مبتنی بر کاربر بر روی زیربازه‌ای که رتبه نويزدار در آن قرار گرفته است استفاده می‌شود. اگر کاربر u که در زیربازه t قرار دارد دارای رتبه نويزدار باشد، همسایگان این کاربر در آن زیربازه شناسایی می‌شوند و رتبه نويزدار کاربر u بر اساس رتبه همسایگان کاربر به همان قلم نويزدار، پیش‌بینی می‌شود. اگر فاصله رتبه پیش‌بینی شده از رتبه نويزدار بیشتر از میزان δ باشد، رتبه نويزدار با رتبه پیش‌بینی شده، به‌روزرسانی می‌شود.

۳-۳- روش پالایش مشارکتی برای پیش‌بینی رتبه‌های کاربر

در این مرحله، رابطه‌های مربوط به «مشابهت کاربران» و «پیش‌بینی رتبه کاربر به آیتم‌ها» در پالایش مشارکتی به‌گونه‌ای اصلاح می‌شود که مبتنی بر تغییر ترجیحات جدید کاربر باشد. برای این منظور، زیربازه آخر تغییر ترجیحات کاربر که از برنامه‌نویسی پویا به دست آمد را در نظر گرفته و آن را بازه زمانی t می‌نامیم. چون داده‌های زیربازه آخر به ترجیحات کاربر نزدیک‌تر است از آن‌ها برای پیش‌بینی رتبه کاربر به آیتم‌ها استفاده می‌شود. محاسبه شباهت کاربران u و y بر اساس زیربازه آخر با استفاده از رابطه (۱) انجام می‌شود.

$$sim_rating(u, y) = \frac{\sum_{i \in I_{u,y}} (R_{u,i}^t - \bar{R}_u^t) * (R_{y,i}^t - \bar{R}_y^t)}{\sqrt{\sum_{i \in I_{u,y}} (R_{u,i}^t - \bar{R}_u^t)^2} * \sqrt{\sum_{i \in I_{u,y}} (R_{y,i}^t - \bar{R}_y^t)^2}} \quad (1)$$

که در آن، $R_{u,i}^t$ رتبه کاربر u به آیتم i در زیربازه t و $\bar{R}_u^t$ میانگین رتبه‌های کاربر u در زیربازه t است.

سپس رتبه کاربر u به قلم i با استفاده از رابطه (۲) که از پژوهش دونگتو و دهوا [۱۹] الهام گرفته شده است و رابطه‌ای متداول برای پیش‌بینی رتبه‌ها در الگوریتم پالایش مشارکتی است، پیش‌بینی می‌شود.

$$P_{u,i} = \bar{R}_u^t + \frac{\sum_{y \in N_u} (R_{y,i}^t - \bar{R}_y^t) * sim_rating(u, y)}{\sqrt{\sum_{y \in N_u} |sim_rating(u, y)|}} \quad (2)$$

که این رابطه، $R_{y,i}^t$ رتبه کاربر همسایه y به آیتم i در زیربازه t است. $\bar{R}_y^t$ میانگین رتبه کاربر همسایه y در زیربازه t است. $sim_rating(u, y)$ شباهت کاربر u به کاربر همسایه y را نشان می‌دهد و $\bar{R}_u^t$ میانگین رتبه‌های کاربر u در زیربازه t است.

نهایتاً بر اساس رتبه‌های پیش‌بینی شده برای اقلام، توصیه‌ها به کاربر ارائه می‌گردد.

ضعیف ($W_{u,t}$) و متوسط ($A_{u,t}$) او در زیربازه t باشد، یعنی اگر $|S_{u,t}| \geq |W_{u,t}| + |A_{u,t}|$ ، این کاربر در دسته خوش‌بین قرار می‌گیرد. به‌طور خلاصه می‌توان گفت که کاربرانی که تمایلات آن‌ها متعلق به گروه مثبت است و اکثر اقلام زیربازه را مثبت ارزیابی می‌کنند جزء این دسته محسوب می‌شوند.

(۲) میانه: اگر تعداد رتبه‌های متوسط که کاربر u در زیربازه t به اقلام داده است، بیشتر از مجموع تعداد رتبه‌های ضعیف و قوی او در زیربازه t باشد، یعنی اگر $|A_{u,t}| \geq |W_{u,t}| + |S_{u,t}|$ ، این کاربر در دسته میانه قرار می‌گیرد.

(۳) ناراضی^{۳۴}: اگر تعداد رتبه‌های ضعیف که کاربر u در زیربازه t به اقلام داده است، بیشتر از مجموع تعداد رتبه‌های متوسط و قوی او در زیربازه t باشد، یعنی اگر $|W_{u,t}| \geq |A_{u,t}| + |S_{u,t}|$ ، این کاربر در دسته ناراضی قرار می‌گیرد.

(۴) متغیر^{۳۵}: کاربرانی که در هیچ کدام از گروه‌های بالا قرار نمی‌گیرند، کاربران متغیر محسوب می‌شوند.

همچنین نشان‌دار کردن اقلام نیز با روش زیر انجام می‌شود:

(۱) مقبول^{۳۶}: اگر تعداد رتبه‌های قوی که به قلم i داده شده است، بیشتر از مجموع تعداد رتبه‌های ضعیف و متوسط برای قلم i باشد، یعنی $|S_i| \geq |W_i| + |A_i|$ ، آن قلم در دسته مقبول قرار داده می‌شود.

(۲) نیمه‌مقبول^{۳۷}: اگر تعداد رتبه‌های متوسط که به قلم i داده شده است، بیشتر از مجموع تعداد رتبه‌های قوی و ضعیف برای قلم i باشد، یعنی اگر $|A_i| \geq |W_i| + |S_i|$ ، آن قلم در دسته نیمه‌مقبول قرار داده می‌شود.

(۳) نامقبول^{۳۸}: اگر تعداد رتبه‌های ضعیف که به قلم i داده شده است، بیشتر از مجموع تعداد رتبه‌های قوی و متوسط برای قلم i باشد، یعنی اگر $|W_i| \geq |A_i| + |S_i|$ ، آن قلم در دسته نامقبول قرار داده می‌شود.

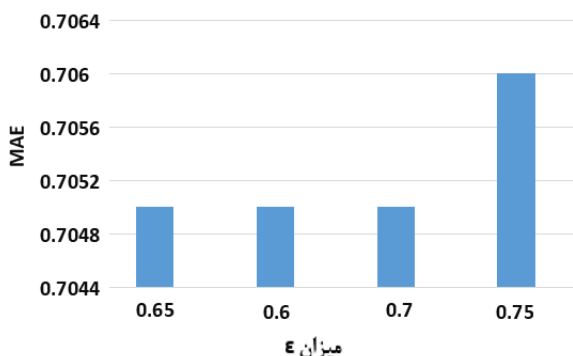
(۴) متغیر: اقلامی که به هیچ کدام از گروه‌های بالا تعلق ندارند، اقلام متغیر محسوب می‌شوند.

با استفاده از تجزیه و تحلیل برچسب‌هایی که به کاربران، اقلام و رتبه‌های موجود در هر زیربازه انتساب داده شده است و کشف تضاد و ناهمخوانی‌های موجود در آن‌ها، می‌توان رتبه‌های نويزدار را شناسایی کرد. برچسب‌های قوی، خوش‌بین و مقبول که به ترتیب به رتبه، کاربر و قلم انتساب داده می‌شوند، با یکدیگر همخوانی دارند. همچنین، برچسب‌های متوسط، میانه و نیمه‌مقبول نیز باهم و برچسب‌های ضعیف، ناراضی و نامقبول نیز باهم همخوانی دارند. باقی برچسب‌ها باهم ناهمخوان و متضاد هستند. برای هر رتبه $r(u, i)$ موجود در یک زیربازه، اگر کاربر u و قلم i ، برچسب‌های همخوان داشته باشند، برچسب رتبه $r(u, i)$ نیز باید با آن‌ها همخوانی داشته باشد. درغیراین‌صورت، آن رتبه در آن زیربازه به‌عنوان رتبه نويزدار شناسایی می‌شود. به‌عنوان مثال، اگر کاربر u در زیربازه t از گروه خوش‌بین بود و قلم i نیز از گروه مقبول

$$\text{rate coverage} = \frac{\text{\#number of predicted rates}}{\text{\#number of all rates}} \quad (7)$$

در ادامه، نحوه مقداردهی پارامترهای مختلف روش پیشنهادی، توضیح داده می‌شود. در پژوهش‌های مختلف [۲۷، ۲۶] میزان خطای مطلق با استفاده از تعداد همسایگان مختلف برای کاربر اندازه‌گیری شده است و نشان داده شده که میزان خطای مطلق با افزایش تعداد همسایگان کاهش می‌یابد. بر اساس این پژوهش‌ها، در رابطه (۲) تعداد کاربران مشابه کاربر u برابر با ۵۰ فرض شده است. حداقل تعداد رتبه‌ها در هر زیربازه اولیه نیز برابر ۵ در نظر گرفته شده است. در حین اجرای الگوریتم برنامه‌نویسی پویا نیز تدریجاً، در صورت تلفیق زیربازه‌های مجاور، تعداد رتبه‌های داخل هر زیربازه جدید بیشتر از تعداد رتبه‌های زیربازه‌های مجاور خواهد شد. بنابراین این حداقل تعداد رتبه برای هر یک از زیربازه‌های نهایی نیز رعایت خواهد شد.

در شکل ۲، میزان خطای مطلق استفاده از برنامه‌نویسی پویا برای تشخیص تغییر ترجیحات کاربر برای مقادیر مختلف ε (که نشان‌دهنده حد آستانه برای فاصله کسینوسی دو زیربازه مجاور است) مشاهده می‌شود. بر اساس این شکل، مقدار پارامتر ε برابر با ۰/۷ در نظر گرفته شده است.



شکل ۲: میانگین خطای مطلق (MAE) روش برنامه‌نویسی پویا برای مقادیر مختلف ε

همان‌طور که در بخش ۳-۲-۱ شرح داده شد، پارامترهای k و v حدود آستانه‌ای هستند که برای تشخیص قوی، متوسط و ضعیف بودن رتبه‌ها استفاده می‌شوند. برای تعیین مقدار مناسب این پارامترها، روش پیشنهادی برای ۵۰۰ کاربر و به ازای مقادیر مختلفی که این پارامترها می‌توانند به خود بگیرند، اجرا شد. با توجه به اینکه رتبه‌ها در بازه ۱ تا ۵ هستند، مقادیر ممکن و منطقی برای این حدود آستانه عبارت از $k = 3$ و $v = 2$ ، $k = 4$ و $v = 3$ ، و $k = 5$ و $v = 2$ هستند. نتایج این اجراها در شکل ۳ نشان داده شده است. همان‌ط که در شکل مشاهده می‌شود، در نظر گرفتن مقادیر ۲ برای پارامتر v و ۳ برای پارامتر k منتج به میانگین خطای مطلق کمتری می‌شود. به این ترتیب، رتبه ۱، به‌عنوان رتبه ضعیف، رتبه ۲ و ۳، به‌عنوان رتبه‌های متوسط و رتبه‌های ۴ و ۵ نیز به‌عنوان رتبه‌های قوی در نظر گرفته می‌شوند.

۴- ارزیابی نتایج و تجزیه و تحلیل

در این بخش به ارزیابی روش پیشنهادی پرداخته می‌شود. برای این منظور ابتدا مجموعه داده مورد استفاده معرفی می‌گردد. سپس نتایج آزمایش بر روی این مجموعه داده، ارائه می‌گردند.

۴-۱- مجموعه داده، معیارهای ارزیابی و پارامترها

برای ارزیابی روش پیشنهادی از مجموعه داده MovieLens استفاده شده است. این مجموعه شامل ۱۰۰۰۲۰۹ رتبه کاربر (با مقیاس رتبه‌دهی ۱ تا ۵) از حدود ۶۰۴۰ کاربر و ۳۸۸۳ فیلم است. ۸۰ درصد از داده‌ها به‌عنوان داده آموزشی و ۲۰ درصد برای تست نتایج استفاده می‌شود.

از معیارهای میانگین خطای مطلق $(MAE)^{۲۹}$ ، دقت ۴۰ ، یادآوری ۴۱ ، $F1$ (میانگین وزنی دقت و یادآوری) و پوشش ۴۲ برای ارزیابی نتایج استفاده خواهد شد. این معیارها در ادامه معرفی می‌شوند.

میانگین خطای مطلق (MAE) : رابطه (۳) نحوه محاسبه معیار میانگین خطای مطلق را نشان می‌دهد.

$$E_{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^m |p_i - q_i|}{m} \quad (3)$$

که در این رابطه، p_i رتبه واقعی کاربر به قلم i و q_i رتبه پیش‌بینی شده برای قلم i است. همچنین m تعداد اقلام موجود در مجموعه داده را نشان می‌دهد. هرچه میزان خطای مطلق کمتر باشد، کیفیت سیستم توصیه‌گر بالاتر است.

دقت: این معیار نسبت کل رکوردهای مرتبط ۴۳ بازاریابی شده (که با tp نشان داده می‌شود) به کل رکوردهای مرتبط و غیرمرتبط ۴۴ بازاریابی شده (که به ترتیب با tp و fp نشان داده می‌شوند) را نشان می‌دهد و از رابطه (۴) محاسبه می‌شود.

$$\text{Precision} = \frac{tp}{tp + fp} \quad (4)$$

یادآوری: این معیار، نسبت کل رکوردهای مرتبط بازاریابی شده (که با tp نشان داده می‌شود) به تعداد کل رکوردهای مرتبط بازاریابی شده و بازاریابی نشده (که به ترتیب با tp و fn نشان داده می‌شوند) را نشان می‌دهد و از رابطه (۵) محاسبه می‌شود.

$$\text{Recall} = \frac{tp}{tp + fn} \quad (5)$$

$F1$ (میانگین وزنی دقت و یادآوری): رابطه (۶) نحوه محاسبه معیار $F1$ را بر اساس میزان معیارهای دقت و یادآوری نشان می‌دهد.

$$F1 = 2 * \frac{\text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (6)$$

هرچه میزان $F1$ بیشتر باشد، دقت سیستم بالاتر است.

پوشش: هرچه نرخ پوشش بالاتر باشد، به این معنی است که دسترسی کاربران به اقلام گسترده‌تر است و سیستم توصیه‌گر علاقه‌مندی‌ها را بهتر کشف می‌کند. در واقع، معیار پوشش، درصد اقلامی که سیستم قادر به کشف آن است را نشان می‌دهد. نرخ پوشش به‌صورت رابطه (۷) محاسبه می‌شود.

- CF + Weighted Rates: دادن اولویت بالاتر به ترجیحات اخیر کاربر در الگوریتم پالایش مشارکتی از طریق وزن‌دهی آن‌ها.

- CF + Dynamic Programming: استفاده از آن از برنامه‌نویسی پویا برای تشخیص تغییر ترجیحات کاربر و به دست آوردن زیربازه‌های ثابت ماندن ترجیحات کاربر. ارائه توصیه اقلام به کاربران با اعمال الگوریتم پالایش مشارکتی بر روی رتبه‌های موجود در زیربازه‌ها.

- Natural Noise Correction + CF: تشخیص و اصلاح نویز در سیستم با استفاده از رتبه‌ها، بر اساس پژوهش یراتولدو و همکارانش [۱۲] بدون در نظر گرفتن تغییر ترجیحات کاربر.

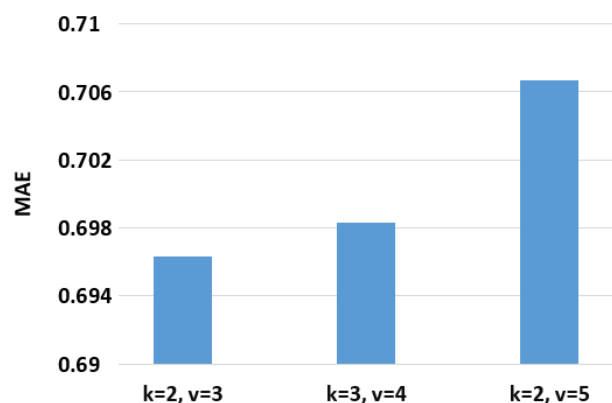
میزان خطای مطلق (MAE) این پنج روش در شکل ۴ مشاهده می‌شود. همان‌طور که مشاهده می‌شود، میانگین خطای مطلق روش پیشنهادی، از چهار روش دیگر کمتر است و روش پیشنهادی، میانگین خطای مطلق را نسبت به روش Natural Noise Correction + CF به میزان ۰/۹ و نسبت به روش CF + Dynamic Programming به میزان ۰/۳ کاهش داده است.

در شکل ۵، از معیارهای دقت، یادآوری و F1 برای ارزیابی نتایج روش پیشنهادی استفاده شده است. همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود، روش CF + Weighted Rates نسبت به روش CF، معیار F1 را به میزان ۰/۵ بهبود داده است و روش CF + Dynamic Programming نسبت به روش CF معیار F1 را به میزان ۰/۱۳ بهبود داده است. در حالی که روش پیشنهادی نسبت به روش CF + Dynamic Programming این معیار را به میزان ۰/۱ افزایش داده است؛ بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که روش پیشنهادی از کارایی خوبی برای توصیه به کاربر برخوردار است.

همچنین نتایج روش پیشنهادی را می‌توان با سایر پژوهش‌هایی که تغییر ترجیحات کاربر را در سیستم توصیه‌گر بررسی کردند مقایسه کرد. برای این منظور، سه پژوهش انتخاب شده‌اند که عبارت از پژوهش کاراهودزا و همکاران [۲۳]، پژوهش ژانگ و همکاران [۲۶] و پژوهش سن و همکاران [۲۷] هستند. در مورد پژوهش کاراهودزا و همکاران [۲۳] و پژوهش ژانگ و همکاران [۲۶]، به علت اینکه مجموعه داده مورد استفاده آن‌ها با مجموعه داده مورد استفاده در این پژوهش متفاوت بود (زیرا در این دو پژوهش تنها بخش فیلتر شده‌ای از داده‌های MovieLens در نظر گرفته شده بود، نه همه داده‌ها)، روش‌ها از نو پیاده‌سازی شدند و بر روی کل مجموعه داده MovieLens اعمال شدند تا نتایج روش‌ها باهم قابل مقایسه باشد. میزان بهبود ایجاد شده توسط روش‌های سه پژوهش مذکور نسبت به روش CF و همچنین میزان بهبود روش پیشنهادی این پژوهش نسبت به روش CF در شکل ۶ خلاصه شده است.

علاوه بر ارزیابی‌های مذکور، روش پیشنهادی در شرایط مواجهه با کاربر جدید نیز مورد ارزیابی قرار گرفته است.

همان‌طور که در بخش ۳-۲ ذکر شد، در مرحله اصلاح نویز، اگر فاصله رتبه پیش‌بینی شده از رتبه نویزدار از پارامتری به نام δ بیشتر باشد، رتبه نویزدار با رتبه پیش‌بینی شده جایگزین می‌شود. در این پژوهش، مقدار پارامتر δ نیز بر اساس پژوهش یراتولدو و همکارانش [۱۲] و با توجه مقیاس رتبه‌دهی، برابر با ۱ در نظر گرفته شده است.



شکل ۳: میانگین خطای مطلق (MAE) روش برنامه‌نویسی پویا برای مقادیر مختلف پارامترهای k و v

۲-۴ پیاده‌سازی

روش پیشنهادی در این پژوهش، با استفاده از پایگاه داده SQL Server پیاده‌سازی شده است. به این صورت که ابتدا رتبه‌های اقلام که از مجموعه داده MovieLens گرفته شده است، در جداول ایجاد شده قرار گرفته شده است. سپس با استفاده از تعریف رویه‌ها و توابع، روش پیشنهادی پیاده‌سازی شده است. از جمله رویه‌هایی که برای پیاده‌سازی استفاده شده است می‌توان به رویه‌ای برای دسته‌بندی کاربران، آیت‌ها و رتبه‌ها، رویه‌ای برای یافتن رتبه‌های نویزدار، رویه‌ای برای یافتن میزان شباهت کاربر با سایر کاربران و رویه‌ای برای پیش‌بینی رتبه‌های کاربر اشاره کرد.

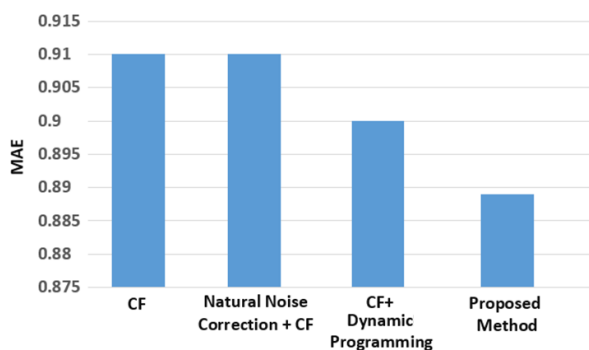
۳-۴ نتایج آزمایش

در این بخش، پنج روش که در ادامه آمده‌اند، بر روی مجموعه داده ذکر شده باهم مقایسه می‌شوند.

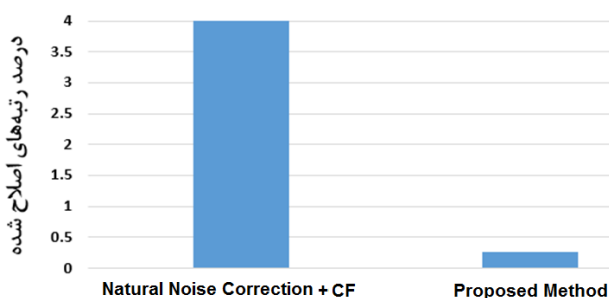
- روش پیشنهادی (Proposed Method) برای اصلاح نویز: استفاده از برنامه‌نویسی پویا برای تشخیص تغییر ترجیحات کاربر و به دست آوردن زیربازه‌های ثابت ماندن ترجیحات کاربر. سپس تشخیص و اصلاح نویز بر اساس این زیربازه‌ها و ارائه توصیه اقلام به کاربران با اعمال الگوریتم پالایش مشارکتی بر روی رتبه‌های موجود در زیربازه‌ها.

- CF: الگوریتم پالایش مشارکتی استاندارد که تغییر ترجیحات کاربر را در نظر نمی‌گیرد.

کاربران نامعلوم فرض شد. شکل ۷، میانگین خطای مطلق روش‌های مختلف را برای پیش‌بینی رتبه برای این کاربران جدید نشان می‌دهد. شکل ۸، نشان می‌دهد که در روش پیشنهادی و روش CF + Natural Noise Correction، چند درصد از رتبه‌ها به‌عنوان رتبه‌نویزدار شناسایی شده و اصلاح داده می‌شود. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در روش پیشنهادی، درصد رتبه‌های اصلاح شده کمتر است. می‌توان نتیجه گرفت که در روش CF + Natural Noise Correction، رتبه‌های ناهمخوان که ناشی از تغییر ترجیحات کاربر هستند، ممکن است اشتباهاً به‌عنوان نویز تشخیص داده شوند و اصلاح شوند. احتمالاً این موضوع منشأ دقت پایین‌تر این روش است.

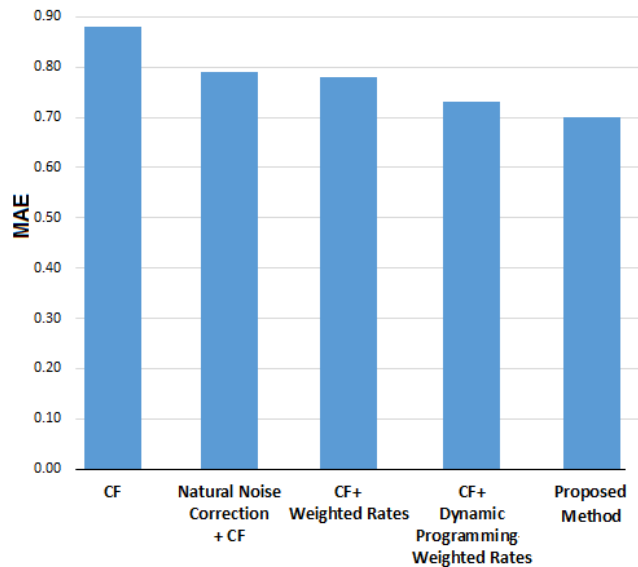


شکل ۷: میانگین خطای مطلق روش‌ها در مواجهه با کاربران جدید

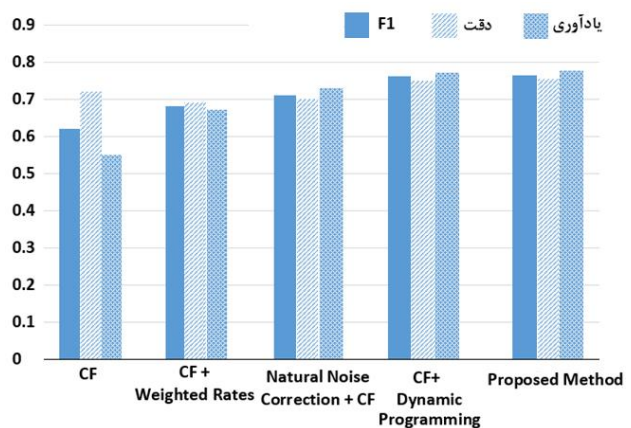


شکل ۸: درصد رتبه‌های نویزدار اصلاح شده در روش پیشنهادی و روش CF + Natural Noise Correction

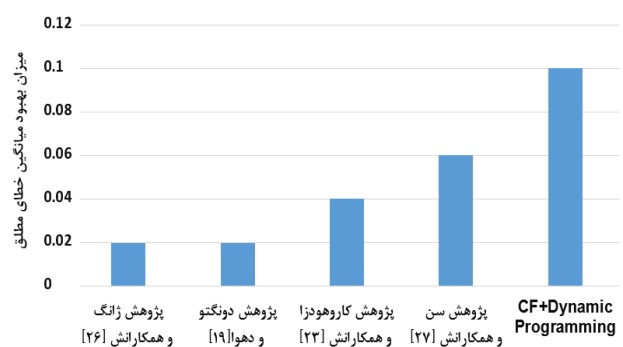
در روش پیشنهادی این مقاله، برای پیش‌بینی رتبه‌ای که کاربر در یک بازه زمانی به یک قلم کالا تخصیص می‌دهد، از رتبه‌های موجود در همان زیربازه استفاده شده است. ولی راه دیگر می‌تواند به این صورت باشد که رتبه‌های زیربازه‌های قبلی نیز با وزن کمتر برای پیش‌بینی رتبه‌های کاربر استفاده شوند. به این صورت که هراندازه یک زیربازه از زیربازه موردنظر دورتر باشد، رتبه‌های آن زیربازه با وزن کمتری در نظر گرفته می‌شود. برای این منظور، وزن رتبه‌های زیربازه‌های قبل $\frac{1}{h}$ در نظر گرفته می‌شود که در آن، h ، فاصله زیربازه قبلی از زیربازه آخر را نشان می‌دهد. میانگین خطای مطلق برای این روش و روش پیشنهادی مقاله در شکل ۹ نشان داده شده‌اند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، در نظر گرفتن بازه‌های قبلی، به میزان ۰/۱ میانگین خطای مطلق را افزایش داده است.



شکل ۴: مقایسه الگوریتم‌ها بر اساس میانگین خطای مطلق



شکل ۵: مقایسه الگوریتم‌ها بر اساس معیارهای F1، دقت و یادآوری



شکل ۶: میزان بهبود ایجاد شده در میانگین خطای مطلق نسبت به CF برای روش‌هایی که تغییر ترجیحات کاربر را در سیستم‌های توصیه‌گر بررسی کرده‌اند

برای انجام این ارزیابی، ۱۰ درصد کاربران به‌صورت تصادفی انتخاب شدند و به‌عنوان کاربر تازه وارد در نظر گرفته شدند که کمتر از ۵ رتبه‌دهی در سیستم دارند. برای این منظور، ۵ رتبه از هر کاربر به‌طور تصادفی انتخاب شد و معلوم در نظر گرفته شد و رتبه‌های دیگر این

مقایسه شد. نتایج در شکل ۱۱ نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود روش پیشنهادی نسبت به روش CF + Dynamic Programming، به میزان ۲۵ درصد اقلام بیشتری را پیش‌بینی کرده است. همچنین نسبت به روش CF، به میزان ۶۳ درصد اقلام بیشتری را پیش‌بینی کرده است.

۵- نتیجه

ناهمخوانی موجود در رتبه‌دهی‌های کاربر، در سیستم‌های توصیه‌گر به دو دلیل رخ می‌دهد: دلیل اول، بی‌دقتی کاربر در رتبه‌دهی است که باعث نويز طبيعى در رتبه‌ها می‌شود و دلیل دوم، تغییر کردن ترجیحات کاربر در گذر زمان است. در بسیاری از پژوهش‌های قبلی، این دو دلیل از یکدیگر به خوبی تفکیک نشده‌اند و بدون در نظر گرفتن تغییر ترجیحات کاربر، نويز در سیستم توصیه‌گر اصلاح شده است. در این حالت، خیلی از مواردی که به‌عنوان نويز تشخیص داده می‌شوند، در اصل، تغییر سلیقه و ترجیحات کاربر بوده است و اشتباهاً به‌عنوان رتبه نويزدار شناسایی شده است. درحالی‌که در این پژوهش برای تشخیص نويز در سیستم‌های توصیه‌گر، تغییر ترجیحات کاربر نیز در نظر گرفته شده است. برای این منظور، ابتدا تغییر ترجیحات کاربر شناسایی می‌شود و سپس نويز در هر یک از زیربازه‌ها شناسایی و اصلاح می‌شود. با روشی که در این پژوهش بیان شده است، می‌توان از اصلاح اشتباه رتبه‌ها جلوگیری کرد و بدین وسیله کارایی سیستم توصیه‌گر را افزایش داد. نتایج نشان داده است که این روش از دقت خوبی برخوردار است و با استفاده از این روش، کارایی سیستم توصیه‌گر از لحاظ معیارهای میانگین خطای مطلق، دقت، یادآوری، $F1$ و پوشش بهبود یافته است.

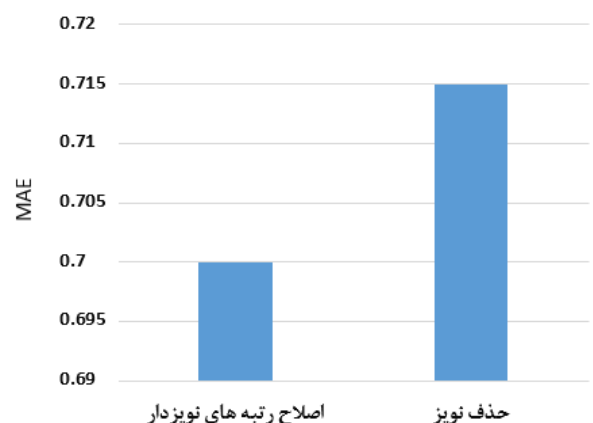
مراجع

- [1] X. H. Pham, J. J. Jung, and N. T. Nguyen, "Integrating multiple experts for correction process in interactive recommendation systems," *Computational Collective Intelligence, Technologies and Applications*, Springer, Lecture Notes in Computer Science, vol. 7653, pp 31-40, 2012.
- [2] G. Adomavicius and A. Tuzhilin, "Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions," *IEEE Transaction on Knowledge and Data Engineering*, vol. 17, pp. 734-749, 2005.
- [3] جواد حمیدزاده، مریم صادق‌زاده، «فیلترکننده مشارکتی فازی ناهموار مبتنی بر کاربر در سیستم‌های پیشنهاددهنده»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، جلد ۴۷، شماره ۲، صفحات X-X، تابستان ۱۳۹۶.
- [4] R. Yera Toledo, L. Martinez Lopez, and Y. Caballero Mota, "Managing natural noise in collaborative recommender systems," *2013 Joint IFSA World Congress and NAFIPS Annual Meeting (IFSA/NAFIPS)*, Edmonton, Canada, pp. 872-877, 2013.
- [5] J. Bobadilla, F. Ortega, A. Hernando, and A. Gutiérrez, "Recommender systems survey," *Knowledge-Based Systems*, vol. 46, no. 24, pp. 109-132, 2013.

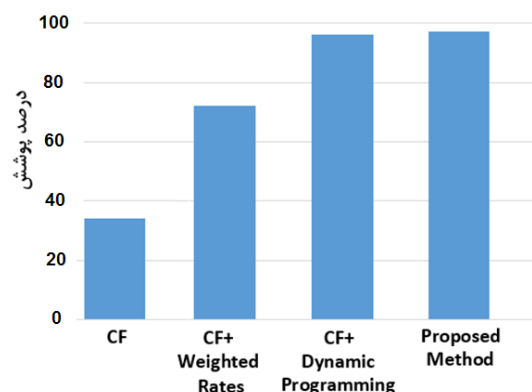
در ادامه ارزیابی‌ها، روش پیشنهادی با روشی که در آن رتبه‌های نويزی، به‌جای اصلاح شدن حذف می‌شوند نیز مقایسه شده است. در شکل ۱۰، نتایج این دو روش از لحاظ معیار میانگین خطای مطلق نشان شده است. همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود، زمانی که رتبه‌های نويزی در سیستم توصیه‌گر اصلاح می‌شوند، میانگین خطای مطلق نسبت به روش حذف کردن رتبه‌های نويزی کمتر است.



شکل ۹: میانگین خطای مطلق استفاده از سایر زیربازه‌ها برای پیش‌بینی رتبه‌های کاربر در مقایسه با روش پیشنهادی



شکل ۱۰: میانگین خطای مطلق حذف نويز در سیستم توصیه‌گر در مقابل اصلاح نويز



شکل ۱۱: مقایسه روش‌ها بر اساس معیار پوشش

برای بررسی اینکه افزایش دقت توسط روش پیشنهادی بر روی میزان واکنشی رتبه‌ها اثر منفی داشته است یا خیر، روش پیشنهادی از لحاظ معیار پوشش نیز مورد ارزیابی قرار گرفت و با روش‌های دیگر

- on Recommender Systems, New York, New York, USA, pp. 173-180, 2009.
- [18] P. C. Vaz, R. Ribeiro, and D. M. De Matos, "Understanding the temporal dynamics of recommendations across different rating scales," *User Modeling, Adaptation, and Personalization Workshops*, Rome, Italy, June 10-14, 2013.
- [19] C. Dongtao and X. Dehua, "A collaborative filtering recommendation based on user profile weight and time weight," *International Conference on Computational Intelligence and Software Engineering*, Wuhan, pp. 1-4, 2009.
- [20] S. S. K. Ko and R. Jiamthapthaksin, "A categorized item recommender system coping with user interest changes," *International Journal of Machine Learning and Computing*, vol. 4, no. 5, 2014.
- [21] S. Saha, S. Majumder, S. Ray, and A. Mahanti, "Categorizing user interests in recommender systems," *Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems*, Springer, Lecture Notes in Computer Science, vol. 6277, pp. 282-291, 2010.
- [22] H. Cao, E. Chen, J. Yang, and H. Xiong, "Enhancing recommender systems under volatile user interest drifts," *Proceedings of the 18th ACM Conference on Information and Knowledge Management (CIKM'09)*, ACM, New York, NY, USA, pp. 1257-1266, 2009.
- [23] B. Karahodza and D. Donko, "Feature enhanced time-aware recommender system," 2015 XXV International Conference on Information, Communication and Automation Technologies (ICAT), pp. 1-6, 2015.
- [۲۴] اکرم ناظمی، مرجان کائدی، «بهبود سیستم توصیه‌گر پالایش مشارکتی به کمک تشخیص مرز تغییر ترجیحات کاربر»، هشتمین کنفرانس فناوری اطلاعات و دانش، دانشگاه بوعلی سینا، شهریور ۱۳۹۵.
- [25] R. E. Neapolitan and K. Naimipour, *Foundations of Algorithms*, Jones & Bartlett Learning, 5th Edition, USA, 2014.
- [26] Y. Zhang and Y. Liu, "A collaborative filtering algorithm based on time period partition," *Third International Symposium on Intelligent Information Technology and Security Informatics (IITSI)*, pp. 777-780, 2010.
- [27] W. Sen, Z. Xiaonan and D. Yannan, "A collaborative filtering recommender system integrated with interest drift based on forgetting function," *International Journal of e-Service, Science and Technology*, vol. 8, no. 4, 2015.
- [6] J. B. Schafer, D. Frankowski, J. Herlocker, and S. Sen, "Collaborative filtering recommender systems," *The Adaptive Web*, Springer, Lecture Notes in Computer Science, vol. 4321, pp. 291-324, 2007.
- [۷] مصطفی رجب‌زاده، رضا رافع، «ارائه یک سیستم توصیه‌گر ترکیبی برای تجارت الکترونیک»، مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز، جلد ۴۵، شماره ۴، صفحات ۸۵-۹۱، زمستان ۱۳۹۴.
- [8] H. X. Pham and J. J. Jung, "Preference-based user rating correction process for interactive recommendation systems," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 65, no. 1, pp. 119-132, 2013.
- [9] B. Li, L. Chen, X. Zhu, and C. Zhang, "Noisy but non-malicious user detection in social recommender systems," *World Wide Web*, vol. 16, no. 5-6, pp. 677-699, 2013.
- [10] B. Samia, H. Allel, and A. M. Aicha, "Handling preferences under uncertainty in recommender systems," *IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, Beijing, pp. 2262-2269, 2014.
- [11] X. H. Pham, J. J. Jung, and N.-T. Nguyen, "Integrating multiple experts for correction process in interactive recommendation systems," *Computational Collective Intelligence, Technologies and Applications*, Springer, Lecture Notes in Computer Science, vol. 7653, pp 31-40, 2012.
- [12] R. Yera Toledo, Y. C. Mota, and L. Martínez, "Correcting noisy ratings in collaborative recommender systems," *Knowledge-Based Systems*, vol. 76, pp. 96-108, 2015.
- [13] R. Yera, J. Castro, and L. Martínez, "A fuzzy model for managing natural noise in recommender systems," *Applied Soft Computing*, vol. 40, pp. 187-198, 2016.
- [14] J. Castro, R. Yera, and L. Martínez, "An empirical study of natural noise management in group recommendation systems," *Decision Support Systems*, 2016, In Press, doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.dss.2016.09.020>.
- [15] W. Hill, L. Stead, M. Rosenstein, and G. Furnas, "Recommending and evaluating choices in a virtual community of use," *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, Denver, Colorado, USA, pp. 194-201, 1995.
- [16] M. P. O'Mahony, N. J. Hurley, and G. Silvestre, "Detecting noise in recommender system databases," *Proceedings of the 11th International Conference on Intelligent User Interfaces*, Sydney, Australia, pp. 109-115, 2006.
- [17] X. Amatriain, J. M. Pujol, N. Tintarev, and N. Oliver, "Rate it again: increasing recommendation accuracy by user re-rating," *Proceedings of the Third ACM Conference*

زیرنویس‌ها

^{۱۲} Yera Toledo

^{۱۵} Yera

^{۱۶} Fuzzy

^{۱۷} Castro

^{۱۸} Vaz

^{۱۹} Dongtao

^{۲۰} Dehua

^{۲۱} Similarity

^{۲۲} Su

^{۲۳} Jiamthapthaksin

^{۲۴} Sequential Pattern Mining

^{۲۵} Saha

^{۲۶} Coa

^۱ Items

^۲ Recommender System

^۳ Rate

^۴ Demographic

^۵ Tags

^۶ Content-based

^۷ Collaborative Filtering(CF)

^۸ Inconsistent

^۹ Hill

^{۱۰} O'Mahony

^{۱۱} Amatriain

^{۱۲} Pham

^{۱۳} Expert: کاربری به عنوان خبره معرفی می‌شود که پروفایل او باثبات باشد.

^{۳۷} Karahodza	^{۳۶} Strongly-preferred
^{۳۸} Donko	^{۳۷} Averagely-preferred
^{۳۹} Bottom-up	^{۳۸} Weakly-preferred
^{۴۰} Strong	^{۳۹} Mean Absolute Error
^{۴۱} Mean	^{۴۰} Precision
^{۴۲} Weak	^{۴۱} Recall
^{۴۳} Benevolent	^{۴۲} Coverage
^{۴۴} Critical	^{۴۳} Relevant
^{۴۵} Variable	^{۴۴} Irrelevant