یک سامانهٔ توصیه‌گر ترکیبی با استفاده از اعتماد و خوشه‌بندی دوجهته به‌منظور افزایش کارایی پالایش گروهی

منیره حسینی*، مقصود نصرالهی و علی بقائی

دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران

چکیده

موفقیت سامانه‌های تجارت الکترونیکی و تراکنش‌های کسب‌وکار برخط، به‌طور قابل توجهی وابسته به طراحی مؤثر سازوکار توصیه محصولات است. فراهم‌کردن توصیه‌های باکیفیت برای سامانه‌های تجارت الکترونیکی بسیار مهم است تا بدین‌ترتیب به کاربران در تصمیم‌گیری مؤثر میان انتخاب‌های متعدد کمک کند. پالایش‌گروهی یک روش برای تولید توصیه‌ها بر اساس رتبه‌های کاربران مشابه است که به‌صورت وسیعی مورد قبول واقع شده است. این روش دارای چندین مشکل ذاتی مانند کم‌پشتی داده‌ها، شروع سرد و مقیاس‌پذیری است. حل این مشکلات و بهبود کارایی پالایش‌گروهی از چالش‌های مطرح در این زمینه است. در این مقاله یک سامانهٔ ترکیبی جدید که شبکه اعتماد و خوشه‌بندی دوجهته را برای افزایش کارایی پالایش‌گروهی به‌کار می‌بندد، پیشنهاد شده است. نتایج تجربی بر روی زیرمجموعه‌ای از مجموعه‌داده‌های epinions، اثربخشی و کارایی سامانهٔ پیشنهادی در مقابل روش‌های پالایش گروهی مبتنی بر کاربر و پالایش گروهی ترکیبی با اعتماد را تأیید می‌کند.

واژگان کلیدی: سامانه‌های توصیه‌گر، پالایش‌گروهی، اعتماد، خوشه‌بندی دوجهته، سامانهٔ توصیه‌گر ترکیبی

A hybrid recommender system using trust and bi-clustering in order to increase the efficiency of collaborative filtering

Monireh Hosseini*, Maghsood Nasrollahi & Ali Baghaei

IT Department, Industrial Engineering Faculty of K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

Abstract

In the present era, the amount of information grows exponentially. So, finding the required information among the mass of information has become a major challenge. The success of e-commerce systems and online business transactions depend greatly on the effective design of products recommender mechanism. Providing high quality recommendations is important for e-commerce systems to assist users in making effective selection decisions from a plethora of choices. Recommender systems have been developed in order to respond this problem in order to customize the required information for users.

So far, several types of recommender systems have been developed such as collaborative filtering recommender systems, content-based recommender systems and knowledge-based recommender systems. Each of these systems has advantages and disadvantages. Most of the recommender systems are based on collaborative filtering; Collaborative filtering is a widely accepted technique to generate recommendations based on the ratings of like-minded users. In fact, the main idea of this technique is to benefit from the past behavior or existing beliefs of the user community to predict products that are likely to be liked by the current user of the system. In collaborative filtering, we use the similarity between users or items to recommend products. However, this technique has several inherent problems such as cold start, sparsity and scalability.

Since the collaborative filtering system is considered to be the most widely used recommender system, solving these problems and improving the effectiveness of collaborative filtering is one of the challenges raised in this context.

* Corresponding author

* نویسندهٔ عهده‌دار مکاتبات

Archive of SID

www.SID.ir

None of the proposed hybrid systems have ever been able to resolve all of the collaborative filtering problems in a single and desirable manner; in this paper, we proposed a new hybrid recommender system that applies trust network as well as bi-clustering to improve the effectiveness of collaborative filtering. Therefore, the objectives of this research can be summarized as follows: sparsity reduction, increasing the speed of producing recommendations and increasing the accuracy of recommendations.

In the proposed system, the trust between users is used to fill the user-item matrix which is a sparse matrix to solve the existing problem of sparsity. Then using bi-clustering, the user-item matrix is subdivided into matrices to solve the problem of scalability of the collaborative filtering and then the collaborative filtering is implemented for each sub matrix and the results from the implementation of the collaborative filtering for the sub-matrices are combined and recommendations are made for the users.

The experimental results on a subset of the extended Epinions dataset verify the effectiveness and efficiency of our proposed system over user-based collaborative filtering and hybrid collaborative filtering with trust techniques.

Improve sparsity problem

Experimental results showed that our proposed system solves some of the sparsity problems which is due to the using the trust in the hybrid recommender system. By using trust, we can predict many uncertain ratings. Thus, transforming the user-item sparsity matrix into a half-full matrix.

Improve scalability problem

The results show that the proposed system has a higher speed compared with the user-based collaborative filtering algorithm and hybrid collaborative filtering with trust, and increasing the volume of data has little effect on increase online computing time. The reason can be summarized as a using of bi-clustering. Bi-directional clusters are made offline and break down the matrix of rankings into smaller subsets. Implementing the collaborative filtering on these smaller sets has led to increased computing speed.

Improve the new user problem

This system can provide accurate results for the new users due to the use of trust, because product collections viewed by new user can increase with the trust between the users. This system can predict the similarity between the new user and other users. So, the results are more accurate than the results of the user-based collaborative filtering and hybrid collaborative filtering with trust.

Keywords: Recommender systems, Collaborative filtering, Trust, Bi-clustering, Hybrid recommender systems.

۱- مقدمه

حرکت به‌سوی تجارت الکترونیکی، سبب شده است که شرکت‌ها برای مشتریان خود گزینه‌های بیشتری فراهم کنند. این افزایش گزینه‌ها موجب شده است که مشتریان وقت زیادی را صرف پیداکردن محصولات مورد نظر خود کنند [31]. برای مقابله با این مسأله که از آن به‌عنوان سربار اطلاعاتی[1] یاد می‌شود، سامانه‌های توصیه‌گر[2] طراحی و تولید شدند.

سامانه‌های توصیه‌گر، سامانه‌هایی هستند که به‌کمک اطلاعات موجود و تحلیل رفتار و خصوصیات کاربران، پیشنهادهای خودکار ارائه می‌دهند. این سامانه‌ها هوشمند بوده و برای تسهیل تراکنش‌هایی با سربار زیاد اطلاعات و مشکلات اطلاعاتی تعریف می‌شوند [15]. سامانه‌های توصیه‌گر به کاربران کمک می‌کنند تا سریع‌تر به هدف خود نزدیک شوند و گزینه مورد علاقه خود را پیدا کنند. درواقع این سامانه‌ها به‌مانند فیلتری عمل می‌کنند که فقط آن‌چه مطلوب کاربر است به وی نمایش می‌دهند. به این عمل شخصی‌سازی‌کردن اطلاعات نیز می‌گویند [39]. این سامانه‌ها علاوه‌بر این‌که برای کاربران فهرستی از محصولاتی که ممکن است مورد پسند وی باشد، فراهم می‌کنند، می‌توانند میزان علاقه‌مندی یک کاربر را به محصولی خاص پیش‌بینی کنند [40].

سامانه‌های توصیه‌گر درحقیقت همان فرآیندی را به‌کار می‌برند که ما در زندگی روزمره خود به‌کار می‌بریم و طی آن تلاش می‌کنیم تا افرادی با سلایق نزدیک به خود را پیدا کرده و از آن‌ها در مورد انتخاب‌هایمان نظرخواهی کنیم [7]. به‌کارگیری این سامانه‌ها منجر به جذب و جلب رضایت مشتریان می‌شود و فروش را در سایت‌های تجارت الکترونیکی از طریق تبدیل بازدیدکنندگان به خریداران، دگر فروشی و وفاداری افزایش می‌دهند [31]. به‌این‌ترتیب با افزایش روزافزون تمرکز کسب‌وکارهای الکترونیکی بر روی ارزش بلندمدت مشتریان، بنگاه‌های اقتصادی باید از سامانه‌های توصیه‌گر قدرتمند بهره گیرند.

راه‌کارهای متفاوتی برای پالایش اطلاعات به‌وجود آمده‌اند. از پرکاربردترین راه‌کارهای پالایش، پالایش‌گروهی (CF)[3] است [27]. پالایش گروهی به‌صورت وسیعی برای

[1] Information Overload
[2] Recommender System (R.S)
[3] Collaborative Filtering

Archive of SID
www.SID.ir

ساخت سامانه‌های توصیه‌گر در بخش تجارت الکترونیکی استفاده شده است. این روش، سودمندی یک محصول برای کاربر خاص را بر اساس پسندهای پیشین و عقاید دیگران که مشابه کاربر خاص هستند، پیش‌بینی می‌کند [30]. پالایش گروهی رتبه یک مورد فرض‌شده را، بر اساس رتبه‌بندی‌های پیشین کاربر محاسبه می‌کند. زمانی که اطلاعات رتبه‌بندی وجود ندارد یا رضایت‌بخش نیست، پالایش‌گروهی توصیه‌های باکیفیتی تولید نمی‌کند. همچنین پیداکردن کاربران مشابه به‌دلیل کم‌بودن موردهایی که رتبه‌بندی شده‌اند، امکان‌پذیر نیست [18]. بهبود کارایی این راه‌کار، از جمله چالش‌های مطرح در این زمینه است.

برای بهبود عملکرد سامانه‌های توصیه‌گر مبتنی بر پالایش‌گروهی و تولید سامانه‌های توصیه‌گر جدید بهبودیافته، از اطلاعات حاصل از شبکه‌های اجتماعی که اشتراک‌گذاری دیدگاه‌ها را برای کاربران آسان کرده‌اند، می‌توان استفاده کرد. یک سامانهٔ توصیه‌گر اجتماعی، صحت سامانه‌های توصیه‌گر سنتی را با استفاده از اطلاعات اعتماد اجتماعی و علاقه‌مندی اجتماعی بین کاربران در یک شبکه اجتماعی برخط به‌عنوان ورودی‌های اضافی، بهبود می‌بخشد [40].

بر این اساس در این مقاله یک راه‌کار ترکیبی به‌منظور افزایش کارایی پالایش‌گروهی با استفاده از اعتماد و خوشه‌بندی پیشنهاد شده است. سامانهٔ پیشنهادی در این مطالعه، با رفع محدودیت‌های سامانه‌های پیشین که در ادامه اشاره خواهد شد، به‌منظور تولید توصیه‌های بهتر و دقیق‌تر برای مشتریان یک تارنمای تجارت الکترونیکی می‌تواند به‌کار گرفته شود. درواقع نوآوری این مقاله ترکیب دو راه‌کار خوشه‌بندی و اعتماد برای حل تمامی مشکلات و چالش‌های سامانه‌های توصیه‌گر مبتنی بر پالایش‌گروهی است.

در ادامه این مقاله و در بخش دوم، مفاهیم اصلی مطرح شده و مروری بر ادبیات موضوع خواهیم داشت. در بخش سوم مدل پیشنهادی بیان شده و در بخش چهارم مدل بر روی داده‌های واقعی پیاده‌سازی و آزمایش می‌شود. در انتها نتایج ارزیابی مدل پیشنهادی بیان و نتیجه‌گیری و پیشنهادهای آینده مطرح می‌شود.

۲- مروری بر ادبیات موضوع

در این بخش مفاهیم اصلی در حوزه سامانه‌های توصیه‌گر بیان شده و همچنین مروری بر ادبیات این موضوع خواهیم داشت.

از سویی به فرموله‌سازی مسئله توصیه، خوشه‌بندی دوجهته[1] و اعتماد خواهیم پرداخت.

۲-۱- مفاهیم اصلی و مرور بر ادبیات

بدون شک اساسی‌ترین جزء در سامانه‌های توصیه‌گر، راه‌کار پالایش آن است. *بوبادیلا*[2] و همکارانش، راه‌کارهای پالایش مختلفی برای توصیه معرفی کرده‌اند. مهم‌ترین راه‌کارها عبارت از: توصیه مبتنی بر همکاری، توصیه مبتنی بر محتوا، توصیه مبتنی بر ویژگی‌های جمعیت‌شناختی، توصیه مبتنی بر دانش، توصیه مبتنی بر موقعیت، توصیه مبتنی بر زمینه و توصیه مبتنی بر جامعه می‌باشند. هریک از این راه‌کارها مزایا و مشکلاتی دارند [4].

پالایش‌گروهی از پرکاربردترین راه‌کارهای پالایش است [27]. این نوع از سامانه‌ها از سال‌ها پیش موردتوجه قرار گرفته‌اند و مزیت‌ها، کارایی‌ها و محدودیت‌های آن‌ها امروزه به‌خوبی فهمیده شده است. در طول سال‌ها، الگوریتم‌ها و روش‌های متنوعی پیشنهاد و با موفقیت در جهان واقعی و داده‌های ساختگی ارزیابی شده‌اند. پالایش‌گروهی، مبتنی بر این حقیقت است که عقاید دیگران به‌طور قابل‌توجهی بر تصمیم‌گیری خریداران مؤثر است [39]. الگوریتم‌های پالایش‌گروهی بر شباهت میان کاربران یا شباهت میان موردها با استفاده از رتبه‌های کاربران تمرکز می‌کند. برای سامانه‌های توصیه‌گر مبتنی بر پالایش‌گروهی، کیفیت توصیه‌ها وابسته به کیفیت بازخوردها (رتبه‌های کاربران) می‌باشد [21].

پالایش‌گروهی در زمینهٔ پژوهش‌ها، عمل، پالایش اطلاعات و کاربردهای تجارت‌الکترونیکی بسیار موفق بوده است. درواقع هدف الگوریتم پالایش‌گروهی، پیشنهاد موردهای جدید یا پیش‌بینی سودمندی یک مورد مشخص برای یک کاربر خاص براساس پسندهای پیشین و نظرات دیگر کاربران که سلایق مشابه دارند، می‌باشد [30]. در ادامه برخی از چالش‌ها و مشکلات سامانه‌های توصیه‌گر مبتنی بر پالایش‌گروهی شرح داده می‌شوند.

شروع سرد[3] یا خلوتی (کم‌پشتی داده‌ها)[4]: درصورتی‌که سامانه تازه شروع به‌کار کرده باشد و یا مورد جدیدی به سامانه اضافه شود، اطلاعات کافی از موردها در دسترس نخواهد بود و در نتیجه به درستی پیش‌بینی را نمی‌توان انجام داد. این مشکل زمانی ایجاد می‌شود که به‌منظور ارائه پیشنهاد، اطلاعات لازم و کافی (رتبه‌ها) در سامانه وجود نداشته باشد.

[1] Biclustering
[2] Bobadilla
[3] Cold Start
[4] Sparsity

Archive of SID
www.SID.ir

این حالت (شروع سرد) ممکن است به یکی از دلایل شروع کار سامانهٔ پیشنهاددهنده، ورود کاربر جدید به سامانه و یا درج مورد جدید در سامانه رخ دهد [4,21].

مقیاس‌پذیری[1]: الگوریتم نیازمند محاسباتی است که با شمار کاربران و شمار محصولات رشد می‌کند. با میلیون‌ها کاربر و مورد، یک سامانه توصیه معمولی مبتنی بر وب در اجرای الگوریتم‌های موجود با مشکل جدی مقیاس‌پذیری روبه‌رو خواهد [30].

مقالات در حوزه سامانه‌های توصیه‌گر و ویژگی‌ها و کارهای انجام‌شده هر یک از مقالات به‌طور خلاصه در جدول (۱) آورده شده است.

(جدول-۱): مروری بر ادبیات موضوع
(Table-1): Literature review

منبع	عنوان مقاله	کلیات پژوهش‌های انجام‌شده	تمرکز مقاله
[14]	توصیه پالایش‌گروهی مبتنی بر SOM و خوشه نمایه‌سازی CBR	افزایش صحت و حل مشکل مقیاس‌پذیری با استفاده از فرآیندهای یادگیری ماشین	افزایش صحت و مقیاس‌پذیری
[9]	یک چارچوب پالایش‌گروهی مقیاس‌پذیر با استفاده از خوشه‌بندی دوجهته	حل مشکل مقیاس‌پذیری با خوشه‌بندی دوجهته	افزایش مقیاس‌پذیری
[28]	سامانه توصیه مبتنی بر مکان، با استفاده از مدل بیزی اولویت‌های کاربر، برای دستگاه‌های تلفن همراه	سامانه توصیه مبتنی بر کاربر با استفاده از شبکه‌های بیزی	افزایش دقت و صحت توصیه‌ها
[37]	سامانه توصیه بهبودیافته با استفاده از زیرگروه‌های مورد-کاربر	بهبود سامانه پالایش‌گروهی با استفاده از خوشه‌بندی هم‌زمان کاربرها و موردها	افزایش مقیاس‌پذیری و صحت
[42]	یک سامانه توصیه مبتنی بر اطلاعات برچسب و زمان برای سامانه‌های برچسب اجتماعی	بهبود توصیه با استفاده از اطلاعات برچسب و زمان	افزایش صحت و دقت
[8]	مدل توصیه شخصی‌سازی‌شده بر اساس الگوریتم ژنتیک	افزایش صحت توصیه‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک	افزایش صحت
[11]	ترکیب اعتماد در پالایش‌گروهی برای کاهش خلوتی داده‌ها و شروع سرد	حل مشکل خلوتی داده‌ها و شروع سرد با استفاده از شبکه اعتماد	حل مشکل خلوتی داده‌ها و شروع سرد
[30]	الگوریتم توصیه پالایش‌گروهی مبتنی بر مورد	معرفی پالایش‌گروهی مبتنی بر مورد	حل مشکل کاربر جدید
[34]	توسعه یک سامانه توصیه‌گر همکاری مبتنی بر مکان برای برنامه‌های کاربردی GIS	تمرکز بر توصیه مکان‌های محبوب بر اساس رفتار GPS کاربران متعدد. استفاده از الگوریتم ژنتیک برای پیش‌بینی علاقه کاربران برای مکان‌های بازدیدنشده بر اساس رتبه‌بندی ضمنی و صریح	افزایش صحت توصیه‌ها
[35]	پالایش‌گروهی نزدیکترین خوشه، بر اساس مقدارهای ثابت و منسجم	استفاده از خوشه‌بندی دوجهته برای افزایش صحت و مقیاس‌پذیری پالایش‌گروهی	افزایش صحت و مقیاس‌پذیری
[33]	ترکیب روابط اعتماد در سامانه توصیه‌گر پالایش‌گروهی	ارائه دو مدل اعتماد عمومی و مدل اعتماد سطح-منبع جهت پالایه‌کردن محتوای ناخواسته بر اساس روابط اعتماد بین کاربران	افزایش صحت
[16]	یک سامانه توصیه‌گر همکاری بهبودیافته توسط روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات	پیشنهاد یک مدل ترکیبی جدید براساس رویکرد توصیه‌گر پالایش‌گروهی برای تولید توصیه‌های فیلم با بهره‌گیری از سامانه تقسیم نوع با بهینه‌سازی ازدحام ذرات (به‌منظور کاهش فضای داده‌های چندبعدی متراکم) و الگوریتم‌های خوشه‌بندی FCM و K-means	افزایش مقیاس‌پذیری و افزایش صحت
[19]	یک الگوریتم خوشه‌بندی اصلاح‌شده DBSCAN استفاده‌شده در سامانه توصیه‌گر پالایش‌گروهی برای پیشنهاد موسیقی	ارائه رویکرد جدید خوشه بندی (DBSCAN اصلاح‌شده) برای توصیه‌های پالایش‌گروهی برای حل مشکل مقیاس‌پذیری در یک توصیه‌گر مبتنی بر مورد برای پیشنهاد موسیقی	افزایش مقیاس‌پذیری

[1] Scalability

Archive of SID
www.SID.ir

[17]	یک سامانه توصیه با استفاده از خوشه‌بندی برای فروشگاه‌های برخط	افزایش صحت سامانه توصیه با استفاده از خوشه‌بندی k-means و الگوریتم ژنتیک	افزایش صحت و مقیاس‌پذیری
[20]	پالایش‌گروهی مبتنی بر اعتماد	استفاده از کاربران مورد اعتماد به جای کاربران مشابه برای غلبه بر مشکلات پالایش‌گروهی	حل مشکل شروع سرد
[23]	پالایش‌گروهی افزایشی بر اساس تجزیه ماتریس	افزایش مقیاس‌پذیری و صحت پالایش‌گروهی با استفاده از تجزیه ماتریس	افزایش مقیاس‌پذیری و صحت
[21]	یک روش مبتنی بر زمان برای توصیه‌های مؤثرتر با استفاده از بازخوردهای ضمنی	استفاده از اطلاعات ضمنی برای افزایش صحت توصیه‌ها	افزایش صحت
[22]	یک مکانیزم توصیه اجتماعی برای تجارت‌الکترونیک با ترکیب اعتماد، شباهت و رابطه	استفاده از اعتماد، رابطه و شباهت برای افزایش کارایی سامانه‌های توصیه‌گر	حل مشکل شروع سرد و افزایش صحت
[25]	یک سامانه توصیه ترکیبی برای رستوران	استفاده از اطلاعات جغرافیایی برای توصیه	افزایش دقت و صحت
[24]	توصیه مقالات علمی با استفاده از پالایش‌گروهی چند معیاره	استفاده از معیارهای چندگانه برای پالایش‌گروهی برای افزایش صحت	افزایش صحت
[27]	یک سامانه توصیه‌گر پالایش‌گروهی چند معیاره برای حوزه گردشگری با استفاده از حداکثر کردن انتظار (EM) و PCA-ANFIS	ارائه یک روش ترکیبی جدید برای توصیه هتل با استفاده از تکنیک‌های کاهش ابعاد و پیش‌بینی. توسعه یک سیستم توصیه‌گر پالایش‌گروهی چند معیاره برای پیشنهاد هتل با استفاده از مدل مخلوط گوسی با الگوریتم حداکثر کردن انتظار (EM) و سامانه استنتاج تطبیقی عصبی فازی (ANFIS). استفاده از از تجزیه و تحلیل مولفه اصلی (PCA) برای کاهش ابعاد	افزایش صحت
[13]	یک مدل پالایش‌گروهی ترکیبی با الگوریتم ژنتیک برای توصیه‌های برخط	افزایش صحت سامانه‌های توصیه‌گر پالایش‌گروهی با استفاده از الگوریتم ژنتیک	افزایش صحت و مقیاس‌پذیری
[39]	یک روش توصیه پالایش‌گروهی به‌وسیله بررسی اثر متقابل علاقه و اعتماد	افزایش کیفیت توصیه‌ها با استفاده از اعتماد و علاقه	افزایش صحت و حل شروع سرد
[6]	بهبود عملکرد سامانه توصیه‌گر پالایش‌گروهی توسط ساخت‌وساز شبکه اعتماد	ارائه رویکردی که شامل اطلاعات اعتماد برای پیش‌بینی رتبه در سامانه توصیه‌گر است	افزایش صحت و حل شروع سرد
[41]	بهبود سامانه‌های توصیه‌گر آگاه به اعتماد با استفاده از شبکه اعتماد small-worldness	مزیت استفاده از اعتماد در سامانه‌های توصیه‌گر	افزایش صحت و حل شروع سرد

با توجه به آن‌چه بیان شد، به‌دلیل مشکلات و نقص‌های موجود، به‌طورعمومی سامانه‌های توصیه‌گر را به‌صورت ترکیبی با سایر راه‌کارها به‌کار می‌برند تا از مزایای آن‌ها بهره‌مند شده و در عین حال معایب آن را نیز بر طرف کنند [4,21].

از آنجایی که سامانهٔ پالایش‌گروهی پرکاربردترین سامانهٔ توصیه‌گر محسوب می‌شود، تمرکز این مقاله برروی بهبود محدودیت‌ها و مشکلات آن قرار دارد. هیچ یک از سامانه‌های موجود، بر کلیه مشکلات تمرکز نکرده و تنها بر رفع بخشی از مشکلات تمرکز داشته‌اند. هدف این پژوهش ارائه یک سامانهٔ توصیه‌گر ترکیبی جدید است که با بهره‌گیری از اعتماد میان کاربران و خوشه‌بندی، تا جای ممکن به رفع این محدودیت‌ها کمک کند و مشکلات موجود را بهبود بخشد. ما در این سامانه سعی داریم بر همه مشکلات تمرکز کرده و سامانهٔ جامعی ارایه بدهیم.

۲-۲- فرموله‌سازی مسئله توصیه

برای فرموله‌سازی مسئله توصیه، از ماتریس بهره‌وری[1]، استفاده می‌شود. در یک سامانهٔ توصیه‌گر، دو دسته موجودیت وجود دارد که عبارتند از موارد و کاربران. ترجیحات کاربران برای موارد مختلف با استفاده از این ماتریس نمایش داده می‌شود. در واقع هر زوج کاربر مورد[2] بیان‌گر درجهٔ علاقه کاربر به آن مورد است که با یک مقدار عددی نشان داده می‌شود که همان رتبهٔ داده‌شده از سوی کاربر برای مورد است. با توجه به تعداد بالای موارد و کاربران، این ماتریس یک ماتریس خلوت[3] خواهد بود. مسئله سامانه توصیه‌گر، پیش‌بینی هرچه

[1] Utility Matrix
[2] User-Item
[3] Sparse Matrix

Archive of SID
www.SID.ir

دقیق‌تر این مقادیر ناشناخته است تا بر اساس آن بتواند مواردی را که به احتمال زیاد مورد علاقه کاربر هستند به او توصیه کند.

مسئله توصیه به این شکل فرموله می‌شود: فرض کنید C و S به‌ترتیب مجموعه تمام کاربران و موارد باشند (هر یک از این مجموعه‌ها تا میلیون‌ها عضو می‌تواند داشته باشد)، درآن‌صورت تابع سودمندی u که میزان مفیدبودن مورد s برای کاربر c را اندازه‌گیری می‌کند، به‌صورت رابطه (۱) خواهد بود [2]:

$$u: C \times S \rightarrow R \qquad (۱)$$

در اینجا R یک مجموعه مرتب از اعداد صحیح یا اعداد حقیقی با یک دامنه مشخص است. بنابراین سامانهٔ توصیه‌گر باید برای هر کاربر $c \in C$، موردی مثل $s^{\circ} \in S$ را انتخاب کند که سودمندی کاربر را به بیشینه رساند. این مسئله به زبان ریاضی در رابطه (۲) بیان شده است [2]:

$$\forall c \in C, s^{\circ}_{c} = argmax\ u(c,s) \qquad (۲)$$

۳-۲- رویکردهای پالایش‌گروهی

اشاره شد که پالایش‌گروهی مبتنی بر این حقیقت است که عقاید دیگران به‌طور قابل توجهی بر تصمیم‌گیری خریداران مؤثر است [39]. الگوریتم‌های پالایش‌گروهی بر شباهت میان کاربران یا شباهت میان موردها با استفاده از رتبه‌های کاربران تمرکز می‌کند. برای سامانه‌های توصیه‌گر مبتنی بر پالایش‌گروهی، کیفیت توصیه‌ها وابسته به کیفیت بازخوردها[1] (رتبه‌های کاربران) است [21]. رویکردهای پالایش‌گروهی بر دو دسته‌اند: [3,4,21]

الف) پالایش‌گروهی مبتنی بر مدل که به استخراج یک مدل از داده‌های رتبه می‌پردازد و از آن برای انجام پیش‌بینی بهره می‌برد. تاکنون در پژوهش‌های مختلف، روش‌های متنوعی برای یادگیری مدل استفاده شده است؛ مانند شبکه‌های عصبی [14] سامانه‌های فازی [38]، الگوریتم‌های ژنتیک [8,13]، تجزیه ماتریس [23] شبکه‌های بیزی [28].

ب) پالایش‌گروهی مبتنی بر حافظه که از مجموعه تمام مواردی که درقبل توسط کاربران رتبه داده شده‌اند، برای انجام پیش‌بینی استفاده می‌کند. به این روش، پالایش‌گروهی مبتنی بر اکتشاف یا مبتنی بر همسایگی نیز اطلاق می‌شود [3]. پالایش‌گروهی مبتنی بر حافظه خود به دو گروه: پالایش‌گروهی مبتنی بر کاربر و پالایش‌گروهی مبتنی بر مورد تقسیم می‌شود [30]. مراحل هر یک از این رویکردها به‌صورت زیر است:

۱. محاسبه شباهت[2]: در این مرحله با توجه به این‌که رویکرد مورد نظر مبتنی بر کاربر[3] یا مبتنی بر مورد[4] است، به‌ترتیب شباهت بین کاربران یا شباهت بین موارد محاسبه و از این شباهت‌ها برای تشکیل همسایگی و نیز وزن‌دهی به‌هنگام انجام پیش‌بینی استفاده می‌شود. یک رویکرد بسیار معروف برای محاسبه شباهت، همبستگی پیرسون[5] است. در پالایش‌گروهی مبتنی بر کاربر، همبستگی پیرسون میان کاربر فعال a با کاربر u به شکل رابطه ۳ محاسبه می‌شود [5]:

$$sim(a,u) = \frac{\sum_{\forall i \in I}(r_{a,i} - \bar{r}_a)(r_{u,i} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum_{\forall i \in I}(r_{a,i} - \bar{r}_a)^2}\sqrt{\sum_{\forall i \in I}(r_{u,i} - \bar{r}_u)^2}} \qquad (۳)$$

در رابطه۳، I مجموعهٔ تمام مواردی است که توسط هر دو کاربر رتبه داده شده‌اند؛ $r_{a,i}$ رتبه داده‌شده از سوی کاربر a برای مورد i و $\bar{r}_a$ میانگین رتبه‌های داده‌شده از طرف کاربر a است.

در رویکرد مبتنی بر مورد، به جای محاسبه شباهت میان کاربران از شباهت میان موارد استفاده می‌شود. شباهت میان موارد i و j با استفاده از همبستگی پیرسون به شکل رابطه (۴) محاسبه می‌شود [30]:

$$sim(a,u) = \frac{\sum_{\forall i \in I}(r_{a,i} - \bar{r}_a)(r_{u,i} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum_{\forall i \in I}(r_{a,i} - \bar{r}_a)^2}\sqrt{\sum_{\forall i \in I}(r_{u,i} - \bar{r}_u)^2}} \qquad (۴)$$

در اینجا، U مجموعهٔ تمامی کاربرانی است که به هر دو مورد رتبه داده‌اند؛ $r_{u,i}$ رتبه داده‌شده از سوی کاربر u برای مورد i و $\bar{r}_i$ میانگین رتبه‌های داده‌شده برای مورد i در بین کاربران است. ضریب همبستگی پیرسون مقدار عددی بین ۱ (همبستگی مثبت شدید) تا ۱- (همبستگی منفی شدید) است. اگرچه از سنجه‌های دیگر نیز می‌توان استفاده کرد، اما تحلیل‌های تجربی نشان می‌دهد که ضریب پیرسون نتیجه بهتری از دیگر سنجه‌ها برای سامانه‌های توصیه‌گر کاربرمحور تولید می‌کند [3]. برای روش توصیه مبتنی بر مورد گزارش شده است که سنجه شباهت کسینوسی بهتر از سنجه همبستگی پیرسون است [15]. شباهت کسینوسی بین دو محصول a وb به‌صورت رابطه (۵) محاسبه می‌شود [15]:

[1] Feedback

[2] Similarity
[3] User-Base
[4] Item-Base
[5] Pearson Correlation

Archive of SID
www.SID.ir

$$sim(\vec{a},\vec{b}) = \frac{\vec{a}.\vec{b}}{(|\vec{a}| * |\vec{b}|)} \quad (۵)$$

مقدارهای ممکن برای شباهت کسینوسی عددی بین صفر و یک است که مقدارهای نزدیک یک، نشان‌دهندهٔ شباهت بالا و مقدارهای نزدیک صفر، نشان‌دهنده شباهت پایین است.

۲. تشکیل همسایگی: در این مرحله اگر از روش مبتنی بر کاربر استفاده کرده باشیم، K تا از کاربرانی را که بیشترین شباهت را با کاربر فعال دارند، به‌عنوان همسایه‌های وی انتخاب می‌کنیم. اگر از روش مبتنی بر مورد استفاده کرده باشیم، K تا از مواردی که بیشترین شباهت را با موردِ موردنظر دارند، به‌عنوان همسایه‌های آن انتخاب می‌کنیم. یک تحلیل بر روی مجموعه داده movilens نشان می‌دهد که در بیشتر موقعیت‌های جهان واقعی انتخاب بیست تا پنجاه همسایه، منطقی است [12].

۳. پیش‌بینی: در این مرحله نوبت به پیش‌بینی رتبه کاربر فعال برای یک مورد می‌رسد. در روش مبتنی بر کاربر، پیش‌بینی بر اساس رتبه‌های داده‌شده از سوی همسایگان کاربر فعال به آن مورد انجام می‌شود؛ اما در روش مبتنی بر مورد، این کار از طریق رتبه‌های داده‌شده از سوی کاربر فعال به همسایگان آن مورد صورت می‌پذیرد. برای انجام پیش‌بینی از روش مجموع وزن‌دهی‌شده می‌توان استفاده کرد که برای حالت مبتنی بر کاربر به‌صورت رابطه (۶) خواهد بود [2]:

$$p_{a,i} = \frac{\sum_{\forall u \in k} r_{u,i} \times sim(a,u)}{\sqrt{\sum_{\forall u \in k} sim(a,u)}} \quad (۶)$$

که در آن، $p_{a,i}$ پیش‌بینی رتبه کاربر فعال a برای مورد i بوده و K تعداد همسایگان کاربر فعال است. درواقع شباهت محاسبه‌شده در مرحلهٔ نخست به‌عنوان اوزان پیش‌بینی استفاده می‌شود و در نتیجه کاربرهای مشابه‌تر، وزن بیشتری در پیش‌بینی خواهند داشت. معادل رابطه (۶) برای حالت مبتنی‌بر مورد به‌صورت رابطه (۷) خواهد بود [2]:

$$p_{a,i} = \frac{\sum_{\forall u \in k} r_{u,i} \times sim(a,u)}{\sqrt{\sum_{\forall u \in k} sim(a,u)}} \quad (۷)$$

۴-۲- خوشه‌بندی دوجهته

ایدهٔ اصلی خوشه‌بندی اطلاعات، جدا کردن نمونه‌ها از یکدیگر و قراردادن آن‌ها در گروه‌های شبیه به هم است؛ به این معنا که نمونه‌های شبیه به هم در یک گروه قرار گرفته و با نمونه‌های دیگر بیشینه تفاوت را داشته باشند [1]. درواقع هدف از خوشه‌بندی تقسیم یک مجموعه‌داده به چند گروه بر اساس شباهت‌ها می‌باشد [10].

رشد مشتریان و محصولات در سال‌های اخیر، چالش‌های کلیدی را برای پالایش گروهی به‌وجود آورده است. در چنین وضعیتی تولید توصیه‌ها با توجه به تعداد زیاد مشتریان و محصولات، زمان‌بر خواهد بود و منجربه توصیه‌های ضعیف خواهد شد. با استفاده از خوشه‌بندی دوطرفه هم مشتریان و هم محصولات، خوشه‌بندی می‌شوند تا مقیاس‌پذیری پالایش همکاری بالا رود و توصیه‌های بهتر تولید کند [43].

درواقع خوشه‌بندی دوجهته یک رویکرد خوشه‌بندی است که در آن ردیف‌ها و ستون‌های یک ماتریس داده به‌طور هم‌زمان گروه‌بندی می‌شوند. این نوع خوشه‌بندی، مقیاس‌پذیرتر از خوشه‌بندی سنتی است و حاوی اطلاعات بیش‌تری است. از الگوریتم‌های خوشه‌بندی دوجهته به الگوریتم‌های بایمکس[1] [29] که مبتنی بر یک استراتژی تقسیم‌وحل، الگوریتم ایکس موتیف[2] [26] که از طریق استخراج الگوهای ژنتیک اصلی از میان داده‌ها به‌دنبال خوشه‌های‌دوطرفه، الگوریتم امضای تکراری[3](ISA) که به‌دنبال زیرماتریس‌هایی می‌شود که دارای ردیف‌ها و ستون‌های همبسته هستند؛ و الگوریتم بزرگترین میانگین زیرماتریس[4] (LAS) که ماتریس را با استفاده از میانگین به زیرماتریس‌ها تقسیم می‌کند، می‌توان اشاره کرد [32].

تاکنون پژوهش‌های اندکی درخصوص به‌کارگیری خوشه‌بندی دوجهته در فضای CF صورت گرفته است. به‌طور مثال نویسندگان [9] با توسعه نسخه‌های افزایشی و موازی خوشه‌بندی دو طرفه، یک CF مقیاس‌پذیر و بلادرنگ طراحی کردند. بزرگترین محدودیت این روش ها این است که هر کاربر یا مورد، فقط می‌تواند در یک خوشه قرار بگیرد. *زو*[5] و دیگران این مشکل را بر طرف کرده‌اند [37]. آنها با گروه‌بندی کاربران و موارد در زیرگروه‌های متعدد، روش‌های قدیمی خوشه‌بندی دوجهته را توسعه داده‌اند. در پژوهشی دیگر، نویسندگان [35] یک روش جدید موسوم به "پالایش‌گروهی مبتنی بر نزدیکترین خوشه‌های دوجهته" (NBCF[6]) ارائه کردند. در این روش، همسایگی کاربر فعال حاوی k تا از نزدیک‌ترین خوشه‌های دوجهته به وی است.

[1] Bimax
[2] XMotif
[3] Iterative Signature Algorithm
[4] Large Average Submatrices
[5] Xu
[6] Nearest-Biclusters CF

Archive of SID
www.SID.ir

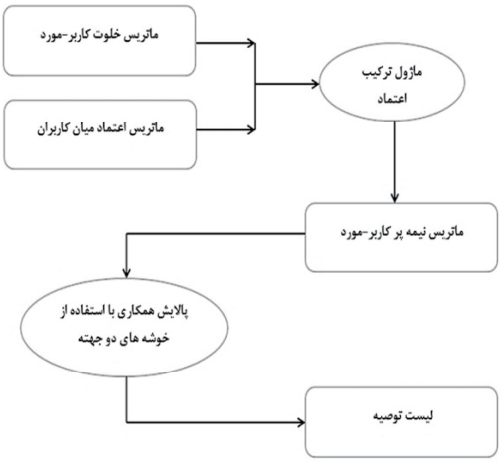
۵-۲- اعتماد

سامانه‌هایی که به جای پیداکردن شباهت بین کاربران (مانند سامانه‌های پالایش‌گروهی)، کاربران مورد اعتماد را به‌وسیله تخمین میزان اعتماد در شبکه پیدا می‌کنند و محصولاتی را که به‌وسیله کاربران مورد اعتماد پسندیده شده‌اند، به کاربر فعال توصیه می‌کنند، سامانه‌های توصیه آگاه به اعتماد (TARS) نامیده می‌شوند[1]. در این سامانه‌ها، توصیه‌ها بر اساس اطلاعات به‌دست آمده از شبکه‌های اعتماد تولید می‌شوند. قدرت اصلی بیشتر این سامانه‌ها استفاده از عملگر انتشار[2] اعتماد است؛ سازوکاری که میزان اعتماد بین دو کاربر ناشناس در شبکه‌های اجتماعی را تخمین می‌زند [36].

سنجه انتشار اعتماد مبتنی بر این اصل است که رابطه اعتماد، یک رابطه تعدی است. بنابر رابطه تعدی، اگر کاربر a به کاربر b (که آن را سوم شخص مورد اعتماد می‌نامند) اعتماد داشته باشد و سوم شخص مورد اعتماد b به کاربر c اعتماد کند، پس منطقی است، فرض کنیم که a باید به c با یک درجه مشخص اعتماد داشته باشد [36].

۳- راه‌کار پیشنهادی

به‌منظور افزایش کارایی پالایش‌گروهی، در این مقاله یک رویکرد ترکیبی که متشکل از دو ماژول ترکیب اعتماد و ماژول پالایش‌گروهی با استفاده از خوشه‌بندی دوجهته (به‌منظور افزایش مقیاس‌پذیری و صحت) است، پیشنهاد می‌شود. مدل پیشنهادی در شکل (۱) نشان داده شده است.



(شکل -۱): مدل پیشنهادی
(Figure-1): The proposed model

[1] Trust-Aware RS
[2] Propagation

۳-۱- ماژول نخست: ترکیب اعتماد با رتبه‌های کاربران

الگوریتم پیشنهادی ماژول ترکیب اعتماد با رتبه‌های کاربران در گام های زیر می‌تواند خلاصه شود:

گام نخست: با توجه به ماتریس اعتماد بین کاربران، فهرست افرادی را که مورد اعتماد کاربر هستند، به‌دست می‌آوریم. برای یافتن مجموعه افراد مورداعتماد کاربر، از ماتریس اعتماد مابین کاربران استفاده می‌کنیم و فهرست افرادی را که به‌طورصریح توسط کاربر به عنوان معتمد شناخته شده‌اند، استخراج می‌کنیم. چون این مجموعه دارای اعضای کمی است، منجر به آن خواهد شد که دوباره، ماتریس کاربر مورد تاحدودی خلوت باشد. با استفاده از اصل انتشار اعتماد، اعتماد بین کاربر و دیگر کاربران را نیز به‌دست می‌آوریم. با توجه به این اصل که در دنیای مجازی با شش گام به هر کاربری می‌توان وصل شد، *ژو*[3] و همکاران سه گام را برای انتشار اعتماد در شبکه‌های مجازی منطقی دانسته‌اند [11]. بنابراین ما نیز سه گام برای انتشار اعتماد در نظر می‌گیریم.

گام دوم: در این مرحله موردهایی را که مجموعه کاربران مورد اعتماد (که در گام قبل استخراج شده‌اند)، رتبه‌بندی کرده‌اند از ماتریس کاربر مورد استخراج می‌کنیم.

گام سوم: مجموعه رتبه‌بندی‌شده توسط کاربر فعال را از مجموعه استخراج‌شده در گام دوم کم می‌کنیم؛ زیرا این محصولات توسط خود کاربر رتبه‌بندی شده‌اند و نیازی به رتبه‌بندی مجدد آنها نیست.

گام چهارم: در این مرحله میانگین رتبهٔ موردهایی را که تکرار شده‌اند، به‌دست می آوریم.

گام پنجم: در این مرحله رتبه موردها که از مراحل قبل استخراج شده است، برای کاربر فعال در ماتریس کاربر مورد وارد می‌شود. بدین ترتیب ماتریس خلوت کاربر مورد به ماتریس نیمه‌پر تبدیل می‌شود.

۳-۲- ماژول دوم: پالایش‌گروهی بهبودیافته و مقیاس‌پذیر با استفاده از خوشه‌بندی دوجهته

این ماژول، ماتریس کاربر مورد را به‌عنوان ورودی دریافت و هم‌زمان کاربران و موارد را با استفاده از الگوریتم بزرگترین میانگین زیرماتریس (LAS) خوشه‌بندی می‌کند؛ سپس

[3] Guo

Archive of SID
www.SID.ir

پالایش‌گروهی به‌صورت جداگانه در زیرماتریس‌ها انجام و پیش‌بینی‌های حاصل از پالایش‌گروهی در زیرماتریس‌های جداگانه با هم ترکیب می‌شود و توصیه‌های نهایی را تولید می‌کند. از آن‌جایی که خوشه‌بندی دوجهته بر روی ماتریس نیمه‌پر به‌جای ماتریس خلوت اعمال می‌شود، نتایج خوشه‌بندی دقیق‌تر خواهد بود [32].

پس از آن‌که خوشه‌ها مشخص شدند، الگوریتم پالایش‌گروهی را برای هر زیرماتریس که از خوشه‌بندی دوجهته به‌دست آمده است، اجرا می‌کنیم. روش پالایش‌گروهی خالص یک ماتریس کاربر مورد را به‌عنوان ورودی دریافت کرده و پیش‌بینی‌هایی برای رتبه محصولاتی که توسط کاربر رتبه داده نشده‌اند تولید می‌کند. در اینجا زیرماتریس‌ها به‌عنوان ماتریس کاربر مورد به الگوریتم پالایش‌گروهی داده می‌شود و در خروجی رتبه‌هایی برای محصولاتی که توسط کاربر دیده نشده‌اند، تولید می‌شود. باید به این موضوع توجه کرد که ممکن است، کاربران یا محصولات، متعلق به یک یا دو و یا چند زیر ماتریس باشند و برای یک محصول رتبه‌های متفاوتی در زیرماتریس‌های مختلف تولید شود. نویسندگان مقاله [37] یک چارچوب یکپارچه‌سازی برای مدیریت این مسئله ارائه داده‌اند که در رابطه (۸) نشان داده شده است.

اگر $pre = (u_i, y_j, k)$ را به‌عنوان پیش‌بینی کاربر i برای محصول j در زیر گروه k در نظر بگیریم که توسط پالایش‌گروهی محاسبه شده است و $Y_{i,j}$ را پیش‌بینی نهایی کاربر i برای آیتم j در نظر بگیریم، برای محاسبه $Y_{i,j}$ از رابطه (۸) می‌توانیم استفاده کنیم:

(۸)

$$Y_{i,j} = \begin{cases} \sum_k pre(u_i, y_j, k).\delta_{i,k} & \text{اگر } u_i \text{ و } y_j \text{ متعلق به یک یا بیش از یک زیر ماتریس باشد} \\ 0 & \text{درغیر اینصورت} \end{cases}$$

در رابطهٔ (۸)، $\delta_{i,k}$ یک مقدار شاخص است که میزان علاقه‌مندی کاربر i به زیرگروه k را نشان می‌دهد که از رابطهٔ (۹) محاسبه می‌شود:

$$\delta_{i,k} = \begin{cases} 1 \; if \; P_{ik} \text{ is } \max\left(\frac{|I_i \cap I_k|}{|I_k|}\right) \\ 0 \end{cases} \qquad (۹)$$

در رابطهٔ (۹) I_i محصولاتی است که توسط کاربر رتبه‌دهی شده‌اند و I_k محصولاتی است که در گروه k وجود دارند و P_{ik} زیرگروه k است که محصول در آن پیش‌بینی شده است. پس از محاسبه تمامی رتبه‌ها می‌توان N تا از محصولات را با بیشترین رتبه برای کاربر مورد نظر پیشنهاد داد [37].

۴- پیاده‌سازی بر روی داده‌های واقعی

۴-۱- مجموعه داده مورد استفاده

یک ویژگی مهم سایت‌های بررسی محصول مانند Epinions، وجود شبکه اعتماد در میان کاربران آن است. این سایت‌ها یک پلتفرم معقول برای مطالعه اعتماد در جهان برخط فراهم می‌کنند؛ بنابراین برای ارزیابی راه‌کار پیشنهادی از داده‌های موجود در سایت Epinions استفاده می‌کنیم. داده‌های این سایت به‌صورت برخط از طریق وب جهان گستر[1] برای مطالعات دانشگاهی در دسترس است. داده‌های موجود، شامل دو بخش است که یک بخش مربوط به داده‌های رتبه‌دهی کاربران و دیگری مربوط به داده‌های اعتماد است. برای هر کاربر رتبه‌های وی و همچنین افراد مورد اعتماد وی مشخص شده‌اند. برای هر رتبه‌دهی، نام محصول، گروه محصول و رتبه‌ای که کاربر به محصول داده مشخص شده است. در این داده‌ها رتبه‌ها از یک تا پنج می‌باشند که یک نشان‌گر نپسندیدن و پنج نشان‌گر پسندیدن است. یک ردیف از داده‌های مربوط به اعتماد کاربران به‌صورت (پنج و چهار) است که نشان دهنده این است که کاربر چهار به کاربر پنج اعتماد دارد. اما برعکس آن ممکن است، صادق نباشد.

در این مجموعه داده، محصولات به ۲۷ گروه تقسیم‌بندی شده‌اند که ما برای ارزیابی راه‌کار پیشنهادی خود از داده‌های گروه سه که مربوط به گروه فیلم است، استفاده می‌کنیم. این مجموعه‌داده دارای برخی ناسازگاری‌ها نیز بود؛ به‌عنوان‌مثال برای بعضی محصولات در برخی موارد رتبه‌های تکراری وجود داشت که برای برطرف‌کردن این ناسازگاری‌ها، پیش‌پردازش‌هایی بر روی داده‌ها انجام و داده‌های تکراری حذف شدند. پس از پیش‌پردازش داده‌ها و حذف کاربرانی که کمتر از ده فیلم رتبه داده‌اند و محصولاتی که کمتر از ده بار دیده شده‌اند، مجموعه‌داده به ۵۱۹۶۲ رتبه از سوی ۱۲۴۰ کاربر برای ۱۵۲۸ محصول کاهش یافت. میزان خلوتی این داده ها برابر با ۹۷,۱۵ است که از تقسیم تعداد عناصر صفر ماتریس بر تعداد کل عناصر ماتریس کاربر مورد به‌دست می‌آید. تعداد کل عناصر ماتریس برابر ۱۸۲۴۷۲۰ است. لازم به ذکر است، خلوتی داده‌ها اغلب بیشتر از ۹۹٪ است [40].

[1] http://www.trustlet.org/wiki/Trust_network_datasets

Archive of SID
www.SID.ir

۲-۴- معیار ارزیابی

معیار ارزیابی مورد استفاده، میانگین خطای مطلق (MAE) است. MAE، میزان انحراف رأی‌های پیش‌بینی‌شده از رأی‌های درست را مشخص می‌کند و با رابطه (۱۰) محاسبه می‌شود [12].

$$MAE = \frac{\sum_{i,j \in P} |pred_{i,j} - r_{i,j}|}{|p|} \qquad (۱۰)$$

P مجموعه‌آزمایش و حاوی مجموعه‌ای از پیش‌بینی‌ها برای زوج های کاربر مورد ناشناخته است. $pred_{i,j}$ و $r_{i,j}$ به‌ترتیب عبارتند از رتبه پیش‌بینی شده و رتبه واقعی برای کاربر i و مورد j. هرچقدر مقدار خطای مطلق میانگین کم باشد، سامانه از صحت بیشتری برخوردار است.

۳-۴- نتایج آزمایش‌ها

۱-۳-۴- نتایج آزمون MAE

به‌منظور ارزیابی سامانهٔ پیشنهادی، به مقایسه کارایی آن با الگوریتم‌های پالایش‌گروهی مبتنی‌بر کاربر (CF-UB) و پالایش‌گروهی ترکیبی با اعتماد (CF-Trust) می‌پردازیم. ابتدا مجموعه کاربران به دو مجموعه آموزش و آزمون تقسیم می‌شوند؛ سپس داده‌های مجموعه آموزش برای ساختن مدل احتمالی یا پایگاه داده پالایش‌گروهی استفاده می‌شود. پس از آن کاربران در مجموعه آزمون را به‌عنوان کاربر فعال (کاربری که قصد داریم توصیه‌ها را برای وی ایجاد کنیم) در نظر می‌گیریم. بعد، رأی‌های داده‌شده توسط کاربران مجموعه آزمون را به دو مجموعه مشاهده شده Ia و مجموعه‌ای که باید پیش‌بینی شوند Pa تقسیم می‌کنیم. در آخر، با استفاده از رأی‌های داده‌شده در Ia رتبه‌های موجود در Pa را پیش‌بینی می‌کنیم. مواردی که در مجموعه آزمون مخفی می‌شوند، به‌طور تصادفی انتخاب می‌شوند. برای این کار *بریز*[1] و همکاران پروتکلی به نام givenx را معرفی کردند که در آن برای هر کاربر آزمون، به‌طور تصادفی x مورد از مجموعه مشاهده‌نشده انتخاب و به‌عنوان داده‌های آموزش به الگوریتم داده می‌شود و بقیه موارد جهت ارزیابی مخفی می‌شود [5]. جدول (۲) نتایج آزمون MAE را برای ۲، ۵، ۱۰، x=۱۵ برای هر ۳ روش نشان می‌دهد. K در هر سه روش، ۲۰ در نظر گرفته شده است.

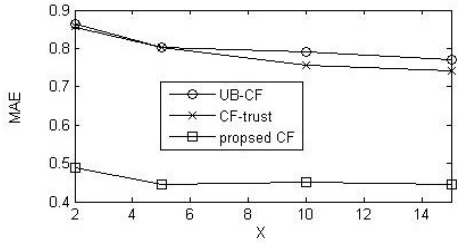
(جدول-۲): نتایج آزمون برای MAE

(Table-2): Test results for MAE

	MAE		
	CF-UB	**CF-Trust**	**Proposed CF**
Given2	0.8643	0.8564	0.4901
Given5	0.8023	0.8028	0.4464
Given10	0.7903	0.7547	0.4508
Given15	0.7715	0.7416	0.4445

[1] Breese

در نمودار شکل (۲)، نتایج آزمون MAE برای ۲، ۵، ۱۰، x=۱۵ برای هر ۳ روش آورده شده است.



(شکل-۲): نتایج آزمون MAE

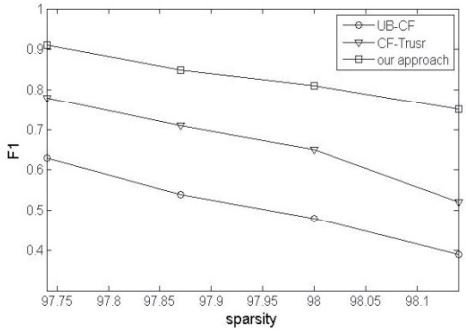
(Figure-2): MAE test results

همان‌طورکه مشاهده می‌شود، میانگین خطا در روش‌پیشنهادی به‌طور چشم‌گیری کاهش یافته است و سامانهٔ پیشنهادی کارایی بیشتری نسبت به دو الگوریتم دیگر دارد.

۲-۳-۴- تأثیر بر روی مسئلهٔ خلوتی

در اینجا عملکرد سامانهٔ پیشنهادی در برابر الگوریتم‌های محک‌زنی به‌ازای سطوح مختلف خلوتی مورد مقایسه قرار داده می‌شود. برای هر سطح خلوتی، به‌طور متوالی ۲۵۰۰ رتبه از مجموعه آموزش حذف و معیار f1 برای آن محاسبه می‌شود. آن‌چنان که در شکل (۳) نشان داده شده است، راه‌کار پیشنهادی، بالاترین عملکرد را برای سطوح مختلف خلوتی دارد.

همان‌طورکه انتظار می‌رود با افزایش سطح خلوتی، عملکرد تمام الگوریتم‌ها کاهش می‌یابد؛ این به‌دلیل کاهش اندازه مجموعه آموزش است. مشاهده می‌شود که کارایی الگوریتم پیشنهادی تغییر کمتری نسبت به الگوریتم‌های دیگر دارد. بنابراین الگوریتم پیشنهادی در مقابل افزایش سطح خلوتی بهتر عمل کرده و بر این مشکل غلبه می‌کند.



(شکل-۳): نتایج آزمون خلوتی

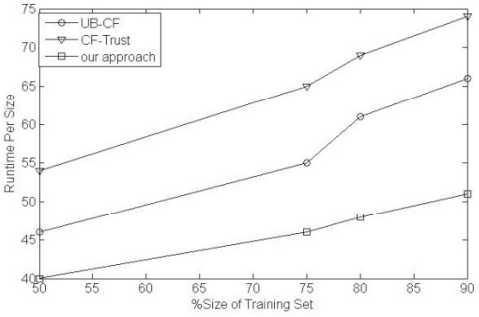
(Figure-3): Sparsity test results

۳-۳-۴- تأثیر بر روی مسئلهٔ مقیاس‌پذیری

برای مقایسهٔ مقیاس‌پذیری رویکردهای مختلف، زمان اجرای

Archive of SID
www.SID.ir

بخش برخط آن‌ها اندازه‌گیری می‌شود. از آنجا که محاسبات مربوط به ماژول ترکیب اعتماد و خوشه‌بندی دوجهته به‌صورت غیربرخط محاسبه می‌شود، لذا در محاسبه زمان اجرای الگوریتم پیشنهادی تأثیر نداشته و تنها زمان اجرای پالایش‌گروهی بر زیرماتریس‌ها به‌عنوان زمان اجرای الگوریتم درنظر گرفته می‌شود. برای آزمون مسئله مقیاس‌پذیری، متوسط زمان لازم (به میلی‌ثانیه) برای ارائه فهرست توصیه‌ها به یک کاربر آزمون، برای اندازه‌های مجموعه آموزش متفاوت اندازه‌گیری شده است. در اینجا برای ایجاد مجموعه آموزش با اندازه‌های مختلف از اعتبارسنجی متقابل kتایی (۲و۳و۴و k=۱۰) استفاده شده است. در شکل (۴) نتایج آزمون آورده شده است. همان‌طورکه انتظار می‌رود با افزایش اندازه مجموعه آموزش، زمان اجرا برای تمام رویکردها افزایش می‌یابد. در الگوریتم پیشنهادی چون خوشه‌ها به‌صورت غیربرخط ساخته می‌شوند و اندازه زیرماتریس‌ها نسبت به ماتریس اصلی کوچک‌تر است، زمان کمتری برای ایجاد فهرست توصیه‌ها نیاز است. بنابراین الگوریتم پیشنهادی مقیاس‌پذیرتر از الگوریتم‌های دیگر مورد آزمون است.

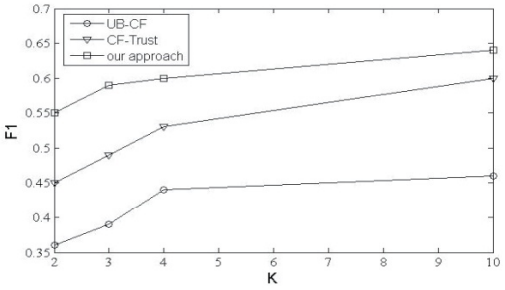


(شکل-۴): نتایج آزمون برای مقیاس‌پذیری
(Figure-4): Scalability test results

۴-۳-۴- تأثیر بر روی مسئله کاربر جدید

تعداد محصولات دیده‌شده توسط کاربر جدید بسیارکم است که این مسئله پیداکردن کاربران مشابه را با مشکل روبه‌رو می‌کند. برای آزمون مسئله کاربر جدید، در ابتدا با استفاده از اعتبارسنجی متقابل kتایی، کاربران به مجموعه آموزش و آزمون تفکیک شده‌اند. کاربرانی که کمتر از بیست رتبه دارند، به‌عنوان کاربر جدید (آزمون) در نظر گرفته شده‌اند و از پروتکل given2 استفاده شده است و به‌طور تصادفی دو رتبه به‌عنوان مشاهده‌شده در مجموعه آموزش قرار داده شده است. پس از آن فهرست توصیه‌ها برای کاربران جدید تولید شده است. شکل (۵) سنجه f1 را به‌ازای kهای مختلف نشان می‌دهد.

با افزایش k تعداد کاربران جدید کاهش و بنابراین عملکرد تمامی الگوریتم‌ها افزایش و همان‌طورکه مشاهده می‌شود رویکرد پیشنهادی، کارایی بهتری نسبت به الگوریتم‌های دیگر مورد آزمون، برای کاربران جدید دارد؛ زیرا به‌دلیل استفاده از اعتماد تعداد محصولات دیده شده توسط کاربر را می‌تواند افزایش دهد؛ البته به‌شرط آن‌که کاربر جدید دارای رابطه اعتماد با دیگر کاربران باشد.



(شکل-۵): نتایج آزمون برای کاربر جدید
(Figure-5): Test results for the new user

جدول (۳) کارایی الگوریتم‌ها را برای مشکلات مقیاس‌پذیری، خلوتی و کاربر جدید نشان می‌دهد.

(جدول-۳): مقایسه الگوریتم‌ها
(Table-3): Comparison of algorithms

الگوریتم	مقیاس‌پذیری	خلوتی	کاربر جدید
پالایش‌گروهی مبتنی بر کاربر	۲*	۳	۳
پالایش‌گروهی ترکیبی با اعتماد	۳	۲	۲
الگوریتم پیشنهادی	۱	۱	۱

*اعداد نشان‌دهنده رتبه کارایی الگوریتم‌ها هستند. ۱ نشانگر کارایی بالا و ۳ نشانگر کارایی پایین است.

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادهای آینده

تابه‌حال انواع مختلفی از سامانه‌های توصیه‌گر به‌وجود آمده‌اند که هرکدام از این سامانه‌ها مزایا و معایبی دارند. بیشتر سامانه‌های توصیه‌گر، مبتنی بر پالایش‌گروهی هستند. در پالایش‌گروهی از شباهت میان کاربران یا موردها برای توصیه محصولات استفاده می‌شود. در این مقاله، یک سامانهٔ توصیه‌گر ترکیبی با استفاده از اعتماد و خوشه‌بندی دوجهته پیشنهاد شد که کارایی پالایش‌گروهی را بهبود بخشد. برای ارزیابی، سامانهٔ پیشنهادی با پالایش‌گروهی کاربرمحور و پالایش‌گروهی ترکیبی با اعتماد مقایسهٔ شد که نتایج ارزیابی سامانهٔ پیشنهادی و مقایسه آن با دو راه‌کار دیگر در مواجهه با مشکلات خلوتی، مقیاس‌پذیری و شروع سرد، نشان از کارایی بالای سامانهٔ پیشنهادی دارد.

Archive of SID
www.SID.ir

چندین مورد در پژوهش‌های آینده می‌تواند لحاظ شود:
در این مقاله، الگوریتم پیشنهادی تنها با الگوریتم پالایش‌گروهی مبتنی بر کاربر و پالایش‌گروهی ترکیبی با اعتماد مقایسه شد. پژوهش‌های آینده در راستای مقایسه الگوریتم پیشنهادی با دیگر الگوریتم‌های موجود در این زمینه مانند سامانه‌های توصیه‌گر مبتنی بر جمعیت یا سامانه‌های توصیه‌گر ترکیبی می‌تواند انجام شود. از سویی برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی، از داده‌های موجود در گروه فیلم تارنمای epinions استفاده شده است. این پژوهش را بر روی مجموعه داده‌های مختلف و با حجم‌های بیشتر می‌توان انجام داد تا کارایی و اثربخشی آن برای مجموعه داده‌های مختلف مورد بررسی قرار گیرد. از سویی الگوریتم خوشه‌بندی که برای این پژوهش استفاده شد، الگوریتم LAS است. پژوهش را با الگوریتم‌های خوشه‌بندی دوجهته دیگر می‌توان انجام داد تا مشخص شود کدام یک از الگوریتم‌های خوشه‌بندی دارای کارایی و اثربخشی بالا هستند. همچنین بر روی الگوریتم خوشه‌بندی که مختص سامانه‌های توصیه‌گر باشد می‌توان پژوهش کرد.

۶- مراجع 6- References

[۱] علیزاده، حسین، مشکی، محسن، پروین، حمید، مینایی بیدگلی، بهروز، "خوشه‌بندی ترکیبی مبتنی بر زیرمجموعه‌ای از خوشه‌های اولیه"، پردازش علائم و داده‌ها، ۷ (۱) :۳۲-۱۹، ۱۳۸۹.

[1] H. Alizadeh, M. Moshki, H. Parvin, B. Minaei Bidgoli, "Clustering Ensemble based on combination of subset of primary clusters", *JSDP*; 7 (1):19-32, 2010.

[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 transactions on knowledge and data engineering*, 17(6):734-49, 2005 Jun,

[3] C. Basu, H. Hirsh, and W. Cohen, "Recommendation as classification: Using social and content-based information in recommenda-tion", *InAaai/iaai*, pp. 714-720, 1998 Jul 1.

[4] J. Bobadilla, F. Ortega, A. Hernando, and A. Gutiérrez, "Recommender systems survey", *Knowledge-Based Systems*, 46:109-32, 2013.

[5] J. S. Breese, D. Heckerman, and C. Kadie, "Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering". *InProceedings of the Fourteenth conference on Uncertainty in artificial intelligence*, Morgan Kaufmann Publishers Inc, pp. 43-52, 1998 Jul 24.

[6] D. U. Yongping, and L. HUANG, "Improve the Collaborative Filtering Recommender System Performance by Trust Network Construction", *Chinese Journal of Electronics*, 25(3):418-23, 2016 May.

[7] A. Felfering, G. Friedrich, and L. S. Thieme, "Recommender Systems", *Intelligent Systems* IEEE, 22, pp. 18-22, 2007.

[8] L. Gao, and C. Li, "Hybrid personalized recommended model based on genetic algorithm", *In2008 4th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing*, IEEE, 12, pp. 1-4, 2008 Oct.

[9] T. George, and S. Merugu, "A scalable collaborative filtering framework based on co-clustering", *InFifth IEEE International Conference on Data Mining (ICDM'05)*, IEEE, pp. 4-pp, 2005 Nov 27.

[10] F. Gorunescu, "Data Mining: Concepts, models and techniques", *Springer Science & Business Media*, Vol. 12, 2011.

[11] G. Guo, J. Zhang, and D. Thalmann, "Merging trust in collaborative filtering to alleviate data sparsity and cold start", *Knowledge-Based Systems*, 57:57-68, 2014.

[12] J. L. Herlocker, J. A. Konstan, L. G. Terveen, and J. T. Riedl, "Evaluating collaborative filtering recommender systems", *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)*, 22(1):5-3, 2004 Jan 1.

[13] Y. Ho, D. Fong, and Z. Yan, "A Hybrid GA-based Collaborative Filtering Model for Online Recommenders", *InIce-b,* pp. 200-203, 2007.

[14] H. Ingoo, J. O. Kyong, and H. R. Tae, "The collaborative filtering recommendation based on SOM cluster-indexing CBR", *Expert Systems with Applications*, 25(3):413-23, 2003.

[15] D. Jannach, and M. Zanker, A. Felfering, and G. Friedrich, "Recommender Systems an introduce-tion", *Cambridge University Press*, New York, 2013.

[16] R. Katarya, and O. P. Verma, "A collaborative recommender system enhanced with particle swarm optimization technique", *Multimedia Tools and Applications*, 1-5, 2016.

[17] K. J. Kim, and H. Ahn, "A recommender system using GA K-means clustering in an online shopping market", *Expert systems with applications*, 34(2):1200-9, 2008 Feb 29.

[18] S. C. Kim, C. S. Park, and S. K. Kim, "A Hybrid Recommendation System Using Trust Scores in a Social Network", *Embedded and Multimedia Computing Technology and Service*, 107-112, 2012.

[19] U. Kużelewska, and K. Wichowski, "A Modified Clustering Algorithm DBSCAN Used in a

Archive of SID

www.SID.ir

"Item-based collaborative filtering recommendation algorithms", *InProceedings of the 10th international conference on World Wide Web*, ACM, pp. 285-295, 2001 Apr 1.

[31] J. B. Schafer, J. Konstan, and J. Riedl, "Recommender systems in e-commerce", *InProceedings of the 1st ACM conference on Electronic commerce*, ACM, pp. 158-166, 1999 Nov 1.

[32] A. A. Shabalin, V. J. Weigman, C. M. Perou, and A. B. Nobel, "Finding large average submatrices in high dimensional data", *The Annals of Applied Statistics*, 985-1012, 2009 Sep 1.

[33] X. Shen, H. Long, and C. Ma, "Incorporating trust relationships in collaborative filtering recommender system", *InSoftware Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing (SNPD)*, 2015 16th IEEE/ACIS International Conference, pp. 1-8, 2015 Jun 1.

[34] T. H. Soliman, S. A. Mohamed, and A. A. Sewisy, "Developing a mobile location-based collaborative Recommender System for GIS applications", *InComputer Engineering & Systems (ICCES), 2015 Tenth International Conference*, IEEE, pp. 267-273, 2015 Dec 23.

[35] P. Symeonidis, A. Nanopoulos, A. N. Papadopoulos, and Y. Manolopoulos, "Nearest-biclusters collaborative filtering based on constant and coherent values", *Information retrieval*, 11(1):51-75, 2008 Feb 1;

[36] P. Victor, M. De Cock, and C. Cornelis, "Trust and recommendations", *InRecommender systems handbook 2011*, Springer US, pp. 645-675, 2011.

[37] B. Xu, J. Bu, C. Chen, and D. Cai, "An exploration of improving collaborative recommender systems via user-item subgroups", *InProceedings of the 21st international conference on World Wide Web*, ACM, pp. 21-30, 2012 Apr 16.

[38] R. R. Yager, "Fuzzy logic methods in recommender systems", *Fuzzy Sets and Systems*, 136(2):133-49, 2003 Jun 1.

[39] S. Yan, "A Collaborative Filtering Recommender Approach by Investigating Interactions of Interest and Trust", *InKnowledge Engineering and Management,* Springer Berlin Heidelberg, pp. 173-188, 2014.

[40] X. Yang, Y. Guo, Y. Liu, and H. Steck, "A survey of collaborative filtering based social recommender systems", *Computer Communica-tions*, 41:1-0, 2014 Mar 15.

[41] W. Yuan, D. Guan, Y. K. Lee, S. Lee, and S. J. Hur, "Improved trust-aware recommender system using small-worldness of trust networks", *Knowledge-Based Systems*, 23(3):232-8, 2010 Apr 30.

Collaborative Filtering Recommender System for Music Recommendation", *InTheory and Engineering of Complex Systems and Dependability*, Springer International Publish-ing, pp. 245-254, 2015.

[20] N. Lathia, S. Hailes, and L. Capra, "Trust-based collaborative filtering", *InIFIP International Conference on Trust Management 2008 Jun 18*, Springer US, pp. 119-134, 2008.

[21] T. Q. Lee, Y. Park, and Y. T. Park, "A time-based approach to effective recommender systems using implicit feedback", *Expert systems with applications*; 34(4):3055-62, 2008 May 31

[22] Y. M. Li, C. T. Wu, and C. Y. Lai, "A social recommender mechanism for e-commerce: Combining similarity, trust, and relationship", *Decision Support Systems*, 55(3):740-52, 2013 Jun 30.

[23] X. Luo, Y. Xia, and Q. Zhu, "Incremental collaborative filtering recommender based on regularized matrix factorization", *Knowledge-Based Systems*, 27:271-80, 2012 Mar 31.

[24] N. Manouselis, and K. Verbert, "Layered evaluation of multi-criteria collaborative filtering for scientific paper recommendation", *Procedia Computer Science*, 18:1189-97, 2013 Dec 31.

[25] L. Martinez, R. M. Rodriguez, and M. Espinilla, "Reja: a georeferenced hybrid recommender system for restaurants", *InProceedings of the 2009 IEEE/WIC/ACM International Joint Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*, IEEE Computer Society, Volume 03, pp. 187-190, 2009 Sep 15.

[26] T. M. Murali, and S. Kasif, "Extracting conserved gene expression motifs from gene expression data", *InPacific symposium on Biocomputing,* Vol. 8, pp. 77-88, 2003.

[27] M. Nilashi, O. Ibrahim, N. Ithnin, and N. H. Sarmin, "A multi-criteria collaborative filtering recommender system for the tourism domain using Expectation Maximization (EM) and PCA–ANFIS", *Electronic Commerce Research and Applications*, 14(6):542-62, 2015 Nov 30.

[28] M. H. Park, J. H. Hong, and S. B. Cho, "Location-based recommendation system using bayesian user's preference model in mobile devices", *InInternational Conference on Ubiquitous Intelligence and Computing,* Springer Berlin Heidelberg, pp. 1130-1139, 2007 Jul 1.

[29] A. Prelić, S. Bleuler, P. Zimmermann, A. Wille, P. Bühlmann, W. Gruissem, L. Hennig, L. Thiele, and E. Zitzler, "A systematic comparison and evaluation of biclustering methods for gene expression data", *Bioinformatics*, 22(9):1122-9, 2006 May 1.

[30] B. Sarwar, G. Karypis, J. Konstan, and J. Riedl,

Archive of SID
www.SID.ir

[42] N. Zheng, and Q. Li, "A recommender system based on tag and time information for social tagging systems", *Expert Systems with Applications*, 38(4):4575-87, 2011 Apr 30.

[43] R. Zhu, and S. Gong, "Analyzing of collaborative filtering using clustering technology", *In Computing, Communication, Control, and Management*. CCCM 2009, ISECS International Colloquium on Vol. 4, pp. 57-59, IEEE, 2009.

منیره حسینی مدرک کارشناسی خود را در مهندسی برق گرایش مخابرات از دانشگاه علم‌وصنعت در سال ۱۳۷۵ و مدارک کارشناسی ارشد و دکترای خود را در رشته‌های مهندسی صنایع گرایش مدیریت سیستم و مهندسی صنایع گرایش فناوری اطلاعات به‌ترتیب از دانشگاه صنعتی شریف و دانشگاه تربیت مدرس در سال‌های ۱۳۸۲ و ۱۳۸۹ دریافت کرد. وی استادیار و عضو هیئت علمی گروه مهندسی فناوری‌اطلاعات دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی است و مقالات متعددی در زمینه‌های فناوری اطلاعات در نشریات علمی پژوهشی و آی-اس-آی دارد. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان شبکه‌های اجتماعی، مدیریت ارتباط با مشتری و بازاریابی اینترنتی است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

hosseini@kntu.ac.ir

مقصود نصرالهی در سال ۱۳۹۳ مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته مهندسی فناوری اطلاعات گرایش مدیریت سامانه‌های اطلاعاتی از دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی دریافت کرد. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان سامانه‌های توصیه‌گر و بازاریابی اینترنتی است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

maghsod68@gmail.com

علی بقائی در سال ۱۳۹۲ مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی کامپیوتر گرایش نرم‌افزار از دانشگاه گیلان و در سال ۱۳۹۵ کارشناسی‌ارشد خود را در رشته مهندسی فناوری‌اطلاعات گرایش تجارت الکترونیک از دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی دریافت کرد. زمینه‌های پژوهشی مورد علاقه ایشان، مدیریت ارتباط با مشتری، داده‌کاوی، الگوریتم‌های فرابتکاری و شبکه‌های اجتماعی است.

نشانی رایانامهٔ ایشان عبارت است از:

a.baghaei@mail.kntu.ac.ir

Archive of SID

www.SID.ir