**الگوریتمی جدید برای سیستم پیشنهاد دهنده بر اساس تجزیه تانسور**

مهدی نصیری\*[[1]](#footnote-1)، منصور رزقی2، بهروز مینایی3

1، 3- دانشگاه علم و صنعت ایران، دانشکده مهندسی کامپیوتر

2- دانشگاه تربیت مدرس، گروه علوم کامپیوتر

رسيد مقاله: 4 شهریور 1392

پذيرش مقاله: 8 بهمن 1392

|  |
| --- |
| **چکیده**در سال­های اخیر استفاده از سیستم­های پیشنهاد دهنده بسیار متداول شده است. چالش­های موجود در دادگان این سیستم­ها تحقیق را برای ارایه الگوریتم­های با دقت پیشنهادی بالا جذاب کرده است. استفاده از تجزیه ماتریس و سپس تجزیه تانسورها در سیستم­های پیشنهاد دهنده در سال­های اخیر مقبول­تر بودن این روش­ها را نسبت به روش­های دیگر نشان می‏دهد. در این مقاله روشی مبتنی بر تجزیه تانسور که دارای سه بعد است؛ پیشنهاد شده است و در مقایسه با روش مشابه در تجزیه ماتریس که دارای دو بعد می­باشد، خطای بسیار کم­تری به دست می­آید. در این مقاله بعد سوم تانسور که برای تجزیه استفاده شده بعد زمان است که به عنوان عامل مستقل به کار رفته است. نتایج نشان می­دهد که استفاده از زمان در کاهش خطای تخمین موثر است.**کلمات کلیدی:** سیستم پیشنهاددهنده، تجزیه تانسور، دادگان خلوت، پیشنهاد پویا. |

# 1 مقدمه

با گسترش اطلاعات، استفاده از آن مساله مهمی در جهان امروز شده است. استفاده از دانش به دست آمده از اطلاعات در کاربردهای مختلف مورد استفاده قرار می­گیرد. با توجه به تعداد زیاد مشتریان و کالاها، سیستم­های پیشنهاد دهنده به دنبال استفاده از روش­هایی هستند که پیشنهاد بهتری به کاربران ارایه دهند. با گسترش شبکه­های اجتماعی استفاده از سیستم­های پیشنهاد دهنده در شبکه­های اجتماعی مورد توجه فراوانی قرار گرفته است. تقریبا در تمام این شبکه­ها حجم کاربران و کالاها بسیار زیاد است؛ چون یک کاربر در شبکه­های کاربر-کالا به نسبت تعداد کالاها تعداد کمی کالا را خریداری یا امتیازدهی می­کند؛ در شبکه­های کاربر-کاربر تعداد کاربران مرتبط با یک کاربر به نسبت تعداد کل کاربران بسیار کم است. باعث خلوت بودن شبکه می­شود؛ این مساله به عنوان یک چالش برای تمام شبکه­های از این نوع می­شود [1]. مساله دیگری که در برخی از شبکه­ها وجود دارد و در این مقاله مورد توجه قرار گرفته است؛ بعد زمان است. از آن جا که کاربران در زمان­های مختلف ممکن است سلیقه­های متفاوتی داشته باشند؛ پیشنهاد کالا به آن­ها باید بر اساس سلیقه آن­ها در آن زمان باشد و پیشنهاد در یک زمان مستقل از زمان­های قبل نباشد [2]. عدم توجه به بعد زمان در شبکه­ها و توجه به شبکه به عنوان شبکه ایستا باعث از بین رفتن اطلاعاتی می­شود که این اطلاعات با توجه به اهمیت زمان در شبکه ممکن است کم یا زیاد باشد. علاوه بر آن برای کاربران جدید اگر شبکه را به صورت ایستا در نظر بگیریم چون برای آن­ها اطلاعات زیادی وجود ندارد؛ این کار ممکن است باعث خطای زیاد در مدل به دست آمده شود [3-5]. در شبکه­های اجتماعی زمان­های امتیازدهی کاربران به کالاها رفتار زمانی آن­ها را نمایش و استفاده از بعد زمان تخمین پیشنهاد را بهبود می­دهد.

# 2 کارهای مرتبط

# الگوریتم­های زیادی برای سیستم­های پیشنهاد دهنده ارایه شده است که هر کدام از آن­ها ویژگی­هایی دارند. اما بیشتر الگوریتم­ها که جواب بهتری روی دادگان­های متفاوت داشته­اند؛ الگوریتم­هایی بوده­اند که از روش­های پالایش مشارکتی مدل­گرا استفاده کرده­اند. در پالایش مدل­گرا روش­های زیادی وجود دارد که با توجه به مشکلات حجم دادگان شیوه­هایی که برای آن­ها ارایه شده است؛ دارای ویژگی­های مختلفی می­باشند. در برخی از روش­ها از خوشه­بندی دو وجهی استفاده شده است [6-8]. در این روش­ها مشخص می­شود که کدام کاربران با کدام کالاها در یک گروه قرار می­گیرند. این کار با خوشه­بندی ساده تفاوت دارد. هر خوشه می­تواند به صورت یک گروه معرفی و یا به عنوان پیش­پردازشی برای سیستم پیشنهاد دهنده استفاده گردید و با استفاده از روش­های دیگر روی هر خوشه به صورت جداگانه پیشنهاد انجام شود. از جمله روش­های دیگر که زیاد مورد توجه قرار گرفته؛ استفاده از روش­های تجزیه ماتریس است [9-12]. در این روش­ها کاربران و کالاها به فضای ویژگی­های پنهان در ابعادی دیگر تبدیل می­شوند. یک نگرش در روش‌های تجزیه ماتریسی، از دو منظر تکنیک را مورد بررسی قرار می‌دهد: بازخورد ضمنی، پویایی زمانی. سیستم‌های پیشنهاد دهنده به روش­های مختلف از ورودی استناد می­کنند. بهترین روش این است که با بازخورد صریح از کاربران، پیشنهاد انجام شود. در این روش کاربران به صورت مستقیم علاقه‌شان را به کالایی مشخص می‌کنند اما چون همواره بازخورد صریح وجود ندارد؛ برخی پیشنهاد دهنده‌ها اولویت‌های کاربر را از بازخورد ضمنی که به طور غیر مستقیم از طریق مشاهده‌ی رفتار کاربر منعکس می‌گردد؛ مدلسازی می­کنند. انواع بازخورد ضمنی شامل سابقه خرید، سابقه جستجو، حرکت ماوس، جستجوی الگوها می‌باشد. منظور از پویایی زمانی این است که اولویت‌های کاربر برای محصولات مبتنی بر زمان باشد. پیش‌بینی محصول و اولویت آن دائماً در حال تغییر است. یعنی مشتری باید همواره به تعریف مجدد سلیقه‌های خود بپردازد. این مساله موجب ‌گردید که برای بررسی بهتر رفتار کاربر، مساله گذر زمان و تاثیر آن بر سلیقه کاربر مورد رسیدگی قرار گیرد. در این رابطه، الگوریتم­هایی ارایه شده­اند [10]. برای تجزیه ماتریس روش­های مختلفی انجام گرفته است که برخی از آن­ها بعد زمان را نیز به کار برده­اند از جمله SVD که روش تجزیه ماتریسی مبتنی بر کاهش بعد است و پیشنهاد‌هایی با کیفیت بالا ایجاد می‌کند اما محاسبات ماتریسی بسیار پر هزینه‌ای را متحمل می‌شود [9]. SVD++ روش SVD را با بازخورد ضمنی تلفیق کند. TimeSVD روش پویایی زمانی را با روش SVD ترکیب می‌نماید [10]. تجزیه ماتریسی مثبت (غیر منفی) (ماتریس حاصل از تجزیه دارای دقیقاً مقادیر غیرمنفی هستند) و تجزیه ماتریسی نیمه مثبت (مقادیر یکی از ماتریس‌های حاصل از تجزیه غیر منفی و منفی هستند) در تجزیه ماتریس­هایی که نیاز به مقادیر غیرمنفی در ماتریس­های تبدیل نیاز است؛ کارایی بیشتری دارند و البته محاسبات پیچیده­تر[13،14]. تجزیه ماتریسی مبتنی بر احتمال همانند توزیع شرطی روی رتبه‌ها بهره می‌گیرد. انواع روش‌های مطرح در این مدل شامل تجزیه احتمال بیز، تجزیه ماتریسی احتمالی عمومی می‌باشد [15-17]. بررسی تعداد ویژگی­های پنهان مناسب برای تجزیه ماتریس و همچنین استفاده از روش­های پیش پردازش برای مقداردهی اولیه برای پیش بینی بهتر امتیاز به عنوان مسائل مهم بررسی شده است [18].

# در روش­های تجزیه ماتریس در فضای جدید ارتباط بین کاربران و کالاها مفهوم جدیدی پیدا می­کند. به عنوان مثال هر کاربر u با یک بردار pu و هر کالای i با یک بردار qi مشخص می­شود. مقادیر بردارهای جدید qi توسعه کالاهای تجزیه شده را شامل می­شود و pu توسعه کاربرانی که به کالاها علاقه­مند هستند. همچنین qiTpu ارتباط بین کاربر u و کالای i را میزان علاقه­مندی کاربر به کالاست را بیان می­کند. امتیاز تقریبی کاربر u به کالای i را که مقدار واقعی rui است؛ از فرمول زیر به دست می­آورند [19].

(1) 

# چالش اصلی در این روش­ها محاسبه تبدیل هر کالا و کاربر به بردار جدید qiو pu است. ماتریس R با استفاده از الگوریتم­های شبیه SVD به سه ماتریس Q,S,P تبدیل می­شود و ماتریس S به تعداد k بعد کاهش پیدا می­کند. محاسبه نهایی از نتیجه دو ضرب ماتریس QkSk(qT) و SkPk(P) است و با توجه به آن­ها برای هر کاربر و کالا می‏توان امتیاز را محاسبه کرد. در کل می­توان گفت که دو رویکرد اصلی پالایش مشارکتی، رویکرد مبتنی بر مجاورت (همسایگی) و مدل‌های عامل نهان است. مدل عامل نهان مانند تجزیه ماتریسی هم کاربر و هم کالا را به فضای نهان F نگاشت می‌نماید؛ به طوری که تعامل کاربر-کالا به صورت ضرب داخلی در این فضا مدل می‌شود. در نهایت، خطای مجموع منظم بین ماتریس تقریبی و ماتریس رتبه‌ي واقعی R می‌تواند با فرمول‌ زیر مشخص شود.

(2) 

# 3 روش پیشنهادی

استفاده از زمان در سیستم­های پیشنهاد دهنده انجام شده اما به عنوان یک بعد هیچ­گاه مورد توجه نبوده است. در این مقاله در یک سیستم پیشنهاد دهنده پویا علاوه بر کالا و کاربر، با عنصر زمان نیز مواجه هستیم. در واقع با یک داده سه بعدی مواجه­ایم که بعد سوم آن زمان است؛ بنابراین داده­ها در یک آرایه سه بعدی ذخیره می­گردند که اصطلاحاً به آن تانسور گفته می­شود [20]. سوالی که مطرح می­شود نحوه کار کردن با این شی سه بعدی در جهت ایجاد یک سیستم پیشنهاد دهنده می­باشد. این مدل­سازی به ما امکان می­دهد تا بتوانیم در زمان­های مختلف برای افراد مختلف پیشنهادهای مختلفی داشته باشیم. اما ابزار کار با تانسورها در واقع تعمیم­هایی از تجزیه­های ماتریسی برای حالت سه بعدی می­باشد.

نوآوری­های مقاله استفاده از مفاهیم تانسوری داده­های همسایگی و محاسبات الگوریتم­های سیستم پیشنهاد­ دهنده روی دادگان با ابعاد جدید است. همان­طور که مشخص شد بیشتر الگوریتم­های ارایه شده در تجزیه ماتریس برای سیستم پیشنهاد دهنده، حل مساله دو بعدی است. مساله­ای که در این رساله مورد توجه است و باید حل شود یک مساله تانسور 3 بعدی کاربر-کالا- زمان است. شبیه حالت دو بعدی می­توان از تجزیه زیر استفاده نمود که بر اساس الگوریتمHoSVD [21] محاسبه می­شود.

در این مقاله یک تانسور R را که دارای 3 بعد کاربر-کالا-زمان است؛ می­خواهیم به سه ماتریس ویژگی پنهان کاربر(U)، کالا(I) و زمان(T) تجزیه کنیم. همان­طور که اشاره شد؛ این کار، بر اساس الگوریتم HoSVD محاسبه می­شود. در واقع مساله ما به صورت فرمول زیر است:

(3) 

از آنجایی که نتایج محاسبات ماتریس­های ویژگی کاربر،کالا و زمان به علت عواملی چون مقدار زیاد دادگان گم شده نمی­تواند با تانسور اصلی R مساوی باشد؛ نتیجه به­دست آمده تقریبی است و باید روشی ارایه شود که تا حد ممکن تفاضل مقدار تقریبی و واقعی کمینه گردد.

(4) 

فرمول بالا مساله اصلی است که در آن U ماتریس بردارهای کاربر، I ماتریس بردارهای کالا و T ماتریس بردارهای زمان هستند. در واقع S یک تانسور خواهد بود که به آن هسته می­گویند. ماتریس­های کاربر، کالا و زمان متعامد هستند. تعداد سطرهای ماتریس­های تجزیه شده کاربر، کالا و زمان به ترتیب با تعداد کاربر، کالا و زمان تانسور اصلی یکسان است و تعداد ستون­های آن می­تواند متغیر باشد. بهترین مقدار تعداد ستون ماتریس­ها که در نتایج با متغیر k مشخص شده؛ با محاسبه مقادیر مختلف به دست آمده است. در واقع مقدار kی به عنوان انتخاب نهایی است که کمترین خطا را در برآورد مقدار تقریبی R داشته باشد. در اینجا کاربر و کالا مستقل از یکدیگر فرض می­شوند و فرض زمان به عنوان یک عامل مستقل ویژگی این رویکرد است.

پیشنهاد برای فرد u در کالای l و زمان t با استفاده از تجزیه HOSVD به­صورت زیر مشخص می­شود.

(5) 

در فرمول بالا اگر UmT، mامین سطر ماتریس U، InT، nامین سطر ماتریس I و TlT ، lامین سطر ماتریس T باشد؛ آنگاه می­توان مقدار تخمینی تانسور را به صورت زیر مشابه­سازی کرد:

(6) 

اما در جواب حاصل از تجزیه HoSVD ممکن است پیشنهاد برای جاهایی که اطلاعاتی نداریم؛ زیاد شود؛ چون شبیه حالت 2 بعدی، نمی­خواهیم عناصر بازسازی شده توسط این الگوریتم خیلی بزرگ باشند. بنابراین باید اندازه ستون­های ماتربس­های تجزیه را طوری کنترل کنیم که این عناصر خیلی بزرگ نشوند؛ بنابراین در حالت تانسوری می­توان مساله تجزیه HoSVD را با مساله کمینه­سازی منظم شده جایگزین کرده؛ جواب مناسب را از این مساله به‏دست آورد.

(7) 

بخش دوم فرمول بالا برای جلوگیری از جهش یک­باره است و مقدار  بین 0 و 1 تعیین می­شود. باید توجه داشت که تعداد درایه­های دارای امتیاز برابر k می­باشد که تقریباً 1% و بلکه بسیار کمتر از کل درایه­های تانسور است.

# 4 نتایج

# الگوریتم ارایه شده که با استفاده از الگوریتم HoSVD به دست آمده؛ برای مقادیر مختلف k روی دادگان [MovieLens](http://www.movielens.org) با ابعاد مختلف انجام شده است. در این دادگان کاربران در زمان­های مختلف به فیلم های مختلف امتیاز 1 تا 5 داده­اند. فیلم­هایی که توسط کاربران امتیاز داده نشده با مقدار 0 مشخص شده است. نوع مقدار دادگان nominal است. دادگان اول یک تانسور با حجم 100\*100\*7 که دارای 100 کاربر، 100 فیلم و 7 بازه زمانی است؛ برای ارزیابی استفاده گردیده. تعداد امتیازهای داده شده در این تانسور برابر 503 است که چگالی تانسور برابر 71/0 درصد می­باشد. دادگان دوم تانسوری با حجم 200\*200\*7 است که 200 کاربر برای 200 فیلم در 7 بازه زمانی امتیاز داده اند. هر بازه زمانی مربوط به یک ماه است. این دادگان دارای 1945 امتیاز داده شده که چگالی دادگان 69/0 درصد است. در صورتی که زمان را به عنوان بعد در نظر نگیریم چگالی دادگان 7 برابر می­شود و مساله را ساده­تر می توان حل کرد. اما زمان به عنوان یک بعد مستقل دقت پیش بینی را بیشتر می­کند. در حالت تجزیه ماتریس از روش SVD و برای ارزیابی و مقایسه دو روش از روش RMSE و طبق فرمول زیر استفاده شده است.

# (8)

جدول 1 برای دو داده مقایسه­ای بین روش تجزیه ماتریس با ابعاد کاربر-کالا و تانسوری با ابعاد کاربر- کالا- زمان و با ویژگی­های پنهان 1-6 به دست آمده؛ انجام شده است.

جدول 1. مقدار RMSE در دو دادگان با مقدار 1-6k= (سمت چپ دادگان 100\*100 و سمت راست دادگان 200\*200)

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| MF(100\*100) | TF(100\*100\*7) | MF(200\*200) | TF(200\*200\*7) | K |
| 2/41 | 1/34 | 2/56 | 2/11 | 1 |
| 2/24 | 1/26 | 2/56 | 2/04 | 2 |
| 2/10 | 1/22 | 2/29 | 1/90 | 3 |
| 2/00 | 1/07 | 2/19 | 1/77 | 4 |
| 1/91 | 1/13 | 2/12 | 1/69 | 5 |
| 1/83 | 1/28 | 2/07 | 2/11 | 6 |

شکل 1. مقدار RMSE در تجزیه تانسور با مقادیر مختلف تعداد ویژگی پنهان در ابعاد 100\*100\*7

همان­طور که در شکل 1 است؛ مقدار RMSE برای تعداد ویژگی­های پنهان پایین کاهش می­یابد و بعد از 5k= این مقدار صعودی است و در 6 دوباره تا 14k= کاهش می­یابد. بعد از 14k= دوباره روند صعودی به خود می‏گیرد. بر اساس این نمودار می­توان 14k= را برای تجزیه بهترین مقدار دانست و کاهش اولیه تا 4k= ممکن است به خاطر مساله overfitting باشد که می­تواند درستی این گفتار مورد بررسی قرار گیرد.

شکل 2. مقدار RMSE در تجزیه تانسور با ابعاد 200\*200\*7

##

# 5 نتیجه­گیری و کارهای آینده

تجزیه ماتریس و تانسور یکی از روش­های مورد توجه در الگوریتم­های بر اساس مدل پالایش مشارکتی قرار گرفته است. این الگوریتم­ها با توجه به خلوت بودن دادگان به نسبت سایر الگوریتم­ها معمولاً جواب بسیار بهتری را با خطای کمتر نمایش می­دهد. از سویی دیگر استفاده از زمان در سیستم­های پیشنهاد دهنده کمتر مورد توجه قرار گرفته و در شبکه­های کاربر-کاربر یا کاربر-کالا زمان به عنوان یک عامل مستقل تاکنون استفاده نشده است. ما در این مقاله زمان را به عنوان یک عامل مستقل بررسی کردیم و شبکه به صورت کاربر-کالا-زمان مورد بررسی قرار گرفت. در این روش با استفاده از تغییر ساختار الگوریتم HoSVD برای سیستم پیشنهاد دهنده و تجزیه تانسور با استفاده از روش بهینه­سازی با تجزیه الگوریتم SVD در شرایط یکسان مورد مقایسه قرار گرفته است. همان­طور که در نتایج مشخص شده استفاده از زمان به عنوان مستقل هرچند کاری پیچیده­تر است اما دارای خطای به مراتب کم­تری به نسبت عدم استفاده از آن می­باشد. برای کارهای آینده نیز پیشنهاد می­شود که از دادگانی با خاصیت کاربر-کاربر و دادگانی با حجم بزرگ­تر برای بررسی اثر زمان در کاهش خطا استفاده شود. همچنین معیاری برای تقسیم زمان به بازه­هایی که تاحد ممکن خطا را بیشتر کاهش دهد؛ نیز از جمله کارهای پیشنهادی دیگر برای پژوهش­های می­تواند باشد.

**6 منابع**

1. Francesco, R., (2011). Recommender System Handbook, Springer New York Dordrecht Heidelberg London.
2. Esmaeili, L., Nasiri, M., Minaei-Bidgoli, B., (2011). Personalizing Group Recommendation to Social Network Users, Publisher Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, LNCS 6987, 124–133.
3. John, Z., Kush, R., Subbian, K., (2012). Dynamic Matrix Factorization: A State Space Approachover, speech and signal processing (ICASSP).
4. Lathia, N., Hailes, S., Capra, L., (2009). Temporal collaborative ﬁltering with adaptive neighbourhoods, in Proc. ACM SIGIR Conf. Res. Dev. Inf. Retrieval, Boston, MA, Jul, 796–797.
5. Takacs, G., Pilaszy, I., Nemeth, B., (2008). Investigation of Various Matrix Factorization Method for Large Recommender Systems, 2nd Netflix-KDD Workshop, 553-562.
6. Spiegel, S., (2010). A Hybrid Approach to Recommender Systems based on Matrix Factorization. Diploma Thesis. Berlin.
7. Xu, W., Liu, X., Gong, Y., (2003). Document clustering based on non-negative matrix factorization, Proceedings of the 26th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in informaion retrieval, New York, NY, USA, 267-273.
8. Wild, S., (2002). Seeding non-negative matrix factorization with the spherical k-means clustering, Mas er’s esis, University.
9. Almazro, D., Shahatah, G., Albdplkarim, L., Kherees, M., Martinez, R., Nzopkop, W., (2010). A Survey Paper on Recommender Systems, DBLP.
10. Osmanli, O., (2010). A Singular Value Decomposition Approach for Recommendation Systems, PhD thesis(MSC), Middle East Technical University.
11. Koren, Y., Bell, R., (2010). Advanced in Collaborative filltering, Springer, USA, 145-186.
12. Vozalis, M., Markos, A., Margaritis, K., (2010). Collaborative Filtering through SVD-Based and Hierarchical NonLinear PCA, ICANN, VOL.6352, 395-400.
13. Adomavicips, G., Tpzhilin, A., (2005). Toward the next Generation of Recommender System: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 17(6), 734-749.
14. Chen, J., Geyer, W., Dugan, C., Muller, M., (2009). Make new friends, but keep the old recommending people on social networking sites, Proceedings ofInternational Conference on Human Factors in Computing Systems, 201–210.
15. Salakhptdinov, R., Mnith, A., (2008). Bayesian Probabilistic Matrix Factorization Using Marcov Chain Monte Carlo, 25th International Conference on Machine Learning, 880-887.
16. Salakhptdinov, R., Mnith, A., (2009). Probabilistic Matrix Factorization, Advances in Neural Information Processing Systems 20.
17. Shan, H., Banerjee, A., (2010). Gene ralized Probabilistic Matrix Factorization for Collaborative Filtering, ICDM, 1025-1030.
18. Sharifi,Z., Rezghi, M., Nasiri,M.,(2013). New Algorithm for Recommender Systems based on Singular Value Decomposition Method. Computer and Knowledge Engineering (ICCKE), 86-91.
19. Koren, Y., Bel, R., Volinsky, C., (2009). Matrix Decomposition Techniques For Recommendation System, IEEE Computer Society, Pp:42-49.
20. Kolda, T., Bader, B., (2009). Tensor Decompositions and Applications, SIAM Rev. 51: 455–500.
21. Kruskal, J., (1989). Rank, decomposition, and uniqueness for 3-way and N-way arrays. In R. Coppi & S. Bolasco (Eds.), Multiway data analysis, 7–18.
22. Minaei-Bidgoli, B., Esmaeili, L., Nasiri, M., (2011). Comparison of group recommendation techniques in social networks, 1st ICCKE, 236-241.
23. Esmaeili, L., Nasiri, M., Minaei-Bidgoli, B., (2012). Hybrid recommender system for joining virtual communities, Journal of Applied Sciences Engineering and Technology, 5, 500-509.
24. Esmaeili, L., Nasiri, M., Minaei-Bidgoli, B., (2011). Personalizing group recommendation to social network users, in proceeding of Web Information systems and mining, 124-133.
25. Esmaeili, L., Nasiri, M., Minaei-Bidgoli, B., (2011). Analyzing Persian Social Networks: An Empirical Study, International Journal of Virtual Communities and Social Networking, 73-92.
1. \* عهده دار مکاتبات

آدرس الکترونیکی: nasiri\_m@iust.ac.ir [↑](#footnote-ref-1)