

## طراحی سیستم توصیه‌گر شخصی‌سازی شده بر مبنای آنالیز احساسات در رسانه‌های اجتماعی (مورد مطالعه: سیستم بانکی)<sup>۱</sup>

مهرگان قباخلو<sup>۱</sup>، علی‌رجب‌زاده قطری<sup>۲\*</sup>، عباس طلوعی اشلقی<sup>۳</sup>، محمود البرزی<sup>۴</sup>

۱- دانشجوی دکترای رشته مدیریت فناوری اطلاعات گرایش کسب و کار هوشمند، گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

۲- استاد، گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.

۳- استاد، گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

۴- دانشیار، گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

پذیرش: ۱۴۰۰/۵/۲۳

دریافت: ۱۳۹۹/۹/۸

### چکیده

حفظ مشتری یکی از پراهمیت‌ترین مسائل هر سازمانی است و یافتن راهی برای حفظ و بقای مشتری از نیازهای کلیدی آن سازمان است. هدف اصلی پژوهش حاضر در حوزه یادگیری ماشین، تمرکز بر مشکل شناسایی صحیح نیازهای مشتری با روش مبتنی بر استخراج دیدگاه‌ها، تحلیل احساسات و کمی‌سازی گرایش احساسی مشتریان درباره خدمات بانکی و بررسی و تحلیل نظرهای آنها می‌باشد. به عبارت دیگر موضوع این پژوهش طراحی سیستم توصیه‌گر برای ارائه خدمات مناسب و منطبق با رضایت مشتریان با نگاه به سلیقه‌ها، احساسات و تجربه‌های آنها می‌باشد. روش اجرای ارائه‌شده در پژوهش حاضر به این ترتیب است که عقاید و تجربه‌های مشتریان را از راه بررسی توییت‌های حاوی

1. Design a personalized Recommender system based on sentiment analysis on social media (Case study: banking system)

E-mail: alirajabzadeh@modares.ac.ir

\* نویسنده مسئول مقاله:



هشتگ‌هایی با عنوان‌ها و سرفصل‌های خدمات بانکی به‌عنوان داده‌های جامعه آماری دریافت و پس از بررسی، نتیجه را در قالب متغیرهای نمره احساسات افراد برای توییت‌ها، نمره ارتباط، شباهت کسینوسی و میزان ضریب اطمینان و در نظر گرفتن گروه‌هایی از ویژگی‌های مربوطه و عقاید ثبت‌شده در فرایند آموزش و تست به‌صورت ارائه پیشنهاد شخصی‌سازی‌شده برای دریافت خدمات بانکی فراهم می‌کند. به‌منظور ارائه راهکار توصیه‌گر، از روش‌های دسته‌بندی مناسب به همراه روش‌های عقیده‌کاوی و رویکرد اعتبارسنجی مناسب استفاده می‌شود و سیستم طراحی‌شده نهایی با خطایی اندک، به‌منظور ارائه خدمات شخصی‌سازی‌شده و در راستای کمک به سیستم بانکی گام خواهد برداشت. از آنجایی‌که در حال حاضر ارائه خدمات بانکی متناسب با وضعیت مشتریان به‌طور کامل وجود ندارد، از این‌رو سیستم مذکور در این زمینه بسیار راهگشا خواهد بود.

**واژه‌های کلیدی:** عقیده‌کاوی، رضایت مشتری، سیستم توصیه‌گر، خدمات بانکی، شخصی‌سازی.

## ۱- مقدمه

ما در زندگی روزمره خود همواره در حال تصمیم‌گیری و انتخاب هستیم و برای انتخاب‌های خود به پیشنهاد و توصیه‌های دیگران نیاز داریم. سیستم‌های توصیه‌گر نیز با توجه به همین نیاز مشتریان به‌وجود آمده‌اند و با تحلیل نیازهای مشتریان و عقاید آنها و با توجه به وجود انبوه اطلاعات موجود، پیشنهادهایی به آنها در مورد انتخاب ارائه می‌دهند. از آنجایی‌که حفظ مشتری برای بانک‌ها از اهمیت بسیاری برخوردار است [۱]، یافتن ارتباط بین کیفیت خدمات و رضایت مشتری در رشد و توسعه سطح خدمات ارائه‌شده از سوی بانک‌ها و افزایش رضایت‌مندی و استفاده دوباره مشتریان از خدمات مزبور تأثیرگذار می‌باشد. بنابراین بررسی این عوامل سبب افزایش کیفیت خدمات بانکی می‌شود [۲].

در دهه گذشته، چندین پژوهشگر علوم رایانه با بهره‌گیری از روش‌های آماری، یادگیری ماشین و روش‌های داده‌کاوی در این زمینه به پژوهش پرداخته‌اند. با وجود این پیشینه، تمرکز بیشتر مقاله‌ها بر پیش‌بینی رفتار مشتری در حال تغییر است و به‌ندرت به بحث شخصی‌سازی در حوزه خدمات بانکی با استفاده از نظرها و عقاید مشتریان به‌عنوان داده حقیقی قابل استناد



به‌منظور بهبود نرخ نگهداری مشتری پرداخته شده است.

موضوعی که در پژوهش حاضر بحث و بررسی شده است، شناسایی مجموعه‌ای از روش‌های اقدام‌هایی در قالب یک سیستم توصیه‌گر برای حفظ مشتریان است که به‌این‌منظور، علاوه بر کارشناسان انسانی، یک سیستم نظارتی تحلیل خودکار احساسات مصرف‌کنندگان موردنیاز است.

این پژوهش در راستای پاسخ به چرایی و چگونگی حفظ و نگهداری مشتریان از راه افزایش رضایت‌مندی از خدمات ارائه‌شده به‌وسیله سیستم بانکی، رویکردهایی را پیشنهاد می‌دهد که می‌تواند برای تولید اقدام‌های بازاریابی فردی استفاده شوند. درنهایت، یک مورد از موارد توصیف‌شده را در حوزه بانکداری شخصی به‌صورت یک الگوی توصیه‌گر برای مشتری توسعه می‌دهد. این الگو به ایجاد روشی برای تولید اقدام‌های شخصی‌سازی‌شده با توجه به اهمیت رفع نیاز مشتری در راستای دریافت خدمات متناسب با شرایط فردی، به‌عنوان هدف اصلی این پژوهش منجر می‌شود که با تکیه بر تجربه‌ها و عقاید مشتریان و براساس رویکرد سیستم‌های توصیه‌گر پیاده‌سازی می‌شود. در این پژوهش با جمع‌آوری، تحلیل عقاید و نظرهای افراد در زمینه خدمات بانکی در قالب بیان نظرها در شبکه اجتماعی توئیتر و پیاده‌سازی روش‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، یک سیستم توصیه‌گر به‌منظور ارائه خدمات شخصی‌سازی‌شده ارائه خواهد شد تا خلاء موجود در فضای بانکی را که فاقد در نظر گرفتن سلیقه و تجربه‌های فردی مشتریان برای ارائه خدمات می‌باشد، پوشش دهد. شایان ذکر است که در روش استفاده‌شده در این پژوهش، با بهره‌گیری از ترکیب الگوهای زبانی، رابطه‌ای و عقیده‌ای که در ادامه این مطلب به تفصیل بیان می‌شوند، موضوعی نو در مباحث بانکداری رقم خورده است. به‌بیان‌دیگر، با بررسی نظرها و شکایت‌های مشتری که در قالب بیان احساسات در شبکه‌های اجتماعی نمود پیدا می‌کند و با استفاده از رویکرد تجزیه و تحلیل عقاید، نقاط تأثیرگذار برای ارائه سیستمی کارآمد بر مبنای نظرها و تجربه‌های مشتری، استخراج و با استفاده از تجزیه و تحلیل عقاید شخص به طراحی یک سیستم توصیه‌گر منجر شد.



## ۲- پیشینه پژوهش

سیستم‌های توصیه‌گر به منظور ارائه پیشنهاد به مشتریان، ایجاد شده و توسعه پیدا کرده‌اند. در این پژوهش قصد داریم با شناسایی عقاید و تجربه‌های مشتریان برای فضای بانکی یک سیستم توصیه‌گر مبتنی بر داده‌های استخراج‌شده از توییت‌های کاربران به منظور پیشنهاد اقدام‌ها و خدمات موردنیاز متناسب با وضعیت هر مشتری را ایجاد کنیم. در این قسمت به مرور مفاهیم سیستم توصیه‌گر، عقیده‌کاوی و سایر اقدام‌های پرداخته‌شده و پیشینه این پژوهش نیز بررسی می‌شوند.

## ۳- پیشینه نظری کار

به‌منظور بررسی رویکردهای موجود و پیشینه نظری کار، در این بخش به بررسی روش‌ها و مباحث عقیده‌کاوی و آنالیز احساسات و مفاهیم موجود در سیستم‌های توصیه‌گر پرداخته شده است:

### ۳-۱- سیستم توصیه‌گر

سیستم‌های توصیه‌گر یکی از پرکاربردترین فناوری‌های شخصی‌سازی‌شده در حوزه فناوری اطلاعات است [۳] که از یک سو سبب جلب رضایت مشتریان و از سوی دیگر سبب سودآوری و افزایش تعداد مشتریان می‌شود [۴]. سیستم‌های توصیه‌گر<sup>۱</sup> که آنها را سیستم‌های پیشنهاددهنده نیز می‌نامند، به‌این‌منظور ایجاد می‌شوند تا در فرایند جستجو یا انتخاب، مواردی را به کاربر پیشنهاد دهند و بدین‌وسیله وی را در انتخاب بهترین گزینه یاری کنند؛ به‌گونه‌ای که این فرایند برای همان کاربر، شخصی‌سازی‌شده باشد.

موضوع سیستم‌های توصیه‌گر در سال‌های گذشته موردتوجه بسیاری از پژوهشگران قرار گرفته است. این مسئله را می‌توان با بررسی آمار گوگل اسکالر<sup>۲</sup> از تعداد ۸۱۵۴ مقاله‌ای که در

---

1. Recommender System  
2. Google Scholar



سال ۲۰۱۹ پذیرفته شده‌اند، متوجه شد. با بررسی تعداد مقاله‌های پذیرفته‌شده درباره سیستم‌های توصیه‌گر این برداشت می‌شود که هم‌اکنون در سیر صعودی این موضوع هستیم.

### ۲-۳- عقیده‌کاوی و تحلیل احساسات

سیستم‌هایی که با استفاده از تحلیل عقاید و نظرها، تصمیم‌گیری در خصوص ارائه خدمات و کالا را تسهیل می‌کنند، سیستم‌های عقیده‌کاوی نامیده می‌شوند [۵]. در مبحث عقیده‌کاوی تعیین ویژگی‌ها در عقاید مشتریان و تشخیص و رده‌بندی اطلاعات ذهنی و تعیین گرایش احساسی‌شان به فرایند تصمیم‌گیری سهولت می‌بخشد.

تاریخچه عبارت تحلیل احساسات به نوعی به موازات عقیده‌کاوی شکل گرفته است. استفاده از عبارت احساسات برای ارجاع به تحلیل خودکار متن‌های ارزیابی و پیگیری قضاوت‌های موجود در آنها، ریشه در مقالات سال ۲۰۰۸ توسط «پنگ»<sup>۱</sup> و همکاران در دیدار سالیانه انجمن زبان‌شناسی رایانشی<sup>۲</sup> و کنفرانس سالانه «روش‌های تجربی در پردازش زبان طبیعی»<sup>۳</sup> دارد [۶]. در سال ۲۰۰۹ به دنبال آن در مقاله انتشار یافته توسط «تان»<sup>۴</sup> و «چن»<sup>۵</sup> و همچنین «تانگ»<sup>۶</sup> به تحلیل احساسات بازار پرداخته شد [۷].

به‌علاوه، «ناسوکاوا»<sup>۷</sup> و «یی»<sup>۸</sup> مقاله‌ای با عنوان «تحلیل احساسات: ثبت علاقه‌مندی‌ها با استفاده از پردازش زبان طبیعی»<sup>۹</sup> در سال ۲۰۰۳ منتشر کردند [۸].

### ۳-۳- مروری بر پژوهش‌های مشابه

کار با داده‌ها یکی از گام‌های فرایند کشف دانش است که به جستجوی الگوهای معنادار از سری داده‌های عظیم می‌پردازد. در عصر حاضر با توجه به وجود پایگاه داده‌های بسیار عظیم از اطلاعات رفتاری و فردی مشتریان، علم داده می‌تواند مدیران را در پیشبرد هرچه بهتر ارتباط با

1. Pang
2. Association for Computational Linguistics (ACL)
3. Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)
4. Google Scholar
5. Google Scholar
6. Google Scholar
7. Nasukava
8. YI
9. Sentiment Analysis: Capturing favorability using natural language processing



مشتریان یاری کند. یکی از روش‌های کشف دانش از میان کلان‌داده‌ها بهره‌گیری از کلمه‌ها با فرکانس بالا و همچنین کلمه‌های کلیدی و نتایج موردانتظار با استفاده از روش‌های داده‌کاوی نظیر نایویز<sup>۱</sup>، خوشه‌بندی<sup>۲</sup> و درخت‌تصمیم<sup>۳</sup> می‌باشد [۹].

در این راستا سیستم‌های توصیه‌گر یکی از سیستم‌هایی هستند که با بهره‌گیری از روش‌های داده‌کاوی و دیگر روش‌های هوشمند، سازمان‌ها را یاری می‌کنند. درحقیقت سیستم توصیه‌گر سیستمی است که با استفاده از تحلیل رفتار کاربران، اطلاعات مفیدی را به کاربران توصیه کرده و یا راهکارهایی را برای تحقق اهداف به کاربران ارائه می‌کند [۱۰]. هدف اصلی سیستم‌های توصیه‌گر، ایجاد بستری مناسب برای پاسخگویی سریع و مناسب به نیازهای کاربران می‌باشد. روش‌های زیادی برای طراحی سیستم‌های توصیه‌گر وجود دارد که فیلترینگ همبستگی و فیلترینگ مبتنی بر محتوا<sup>۴</sup>، دو تکنیک پرکاربرد آن می‌باشند [۱۱؛ ۱۲].

باتوجه به اهمیت و بلوغ هوش مصنوعی<sup>۵</sup>، یکی از حوزه‌های مهم و پرکاربرد آن را می‌توان در مسائل مالی منعکس دانست. یکی دیگر از مسائل مهم و قابل توجه در حوزه ریزش مشتری، تهیه الگویی برای مدیران به منظور ایجاد اقدام‌های شخصی‌سازی شده است که این امر با یکپارچه‌سازی تحلیل رفتار مشتری و پیشنهاد روشی با در نظر گرفتن رابطه فرد و سازمان میسر می‌شود [۱۳].

در سال‌های گذشته تعداد زیادی از سیستم‌های توصیه‌گر برای ارائه پیشنهادهاى مختلف در سیستم‌های تجارت الکترونیک و شبکه‌های اجتماعی ارائه شده است که از جمله مفاهیم پرطرفدار آن، پیشنهاد خبر [۱۴]، پیشنهاد دوست [۱۵] و پیشنهاد محتوا [۱۶] می‌باشد. با وجود این، به دلایل مختلفی همچون دسترسی نداشتن به مجموعه داده‌ای مناسب، فعالیت زیادی در حوزه پیشنهاد خدمات بانکی انجام نشده است.

پژوهش آسوشه و همکاران در سال ۲۰۰۸ از اولین مطالعه‌هایی است که به سیستم‌های توصیه‌گر بانکی پرداخته است [۱۷]. در این پژوهش الگوهای پذیرش مختلف با یکدیگر

---

1. Naïve Bayes  
2. Clustering  
3. Decision Tree  
4. Content-Based Filtering  
5. Artificial Intelligence (AI)



مقایسه شده و پارامترهای اصلی الگوی پیشنهادی که بتواند نتایج استفاده از سیستم‌های توصیه‌گر را تضمین کند، استخراج شده و سپس براساس الگوی پذیرش فناوری<sup>۱</sup> الگویی برای تطبیق با سیستم توصیه‌گر بانکی ارائه شده است.

در مقاله‌ای با عنوان «عقیده‌کاوی در نقد کالا با استفاده از شبکه واژگان احساسی» روشی را برای عقیده‌کاوی در مجموعه‌ای از داده‌های نقد کالا پیشنهاد داده‌اند که این روش علاوه بر طبقه‌بندی کردن نقدهای موجود، به استخراج ویژگی‌های کالا نیز منجر شده است [۱۸]. در پژوهشی دیگر با روش مبتنی بر واژه‌نامه به کمی‌سازی احساسات مشتریان در خصوص ویژگی‌های یک کالا پرداخته و با بررسی و تحلیل عقاید آنها سیستمی را معرفی کرده است [۱۹].

در مقاله‌ای با عنوان «فروشگاه اینترنتی هوشمند: سیستم پیشنهاددهنده مبتنی بر تحلیل رفتار کاربران» با ترکیب روش فیلترینگ همبستگی و خوشه‌بندی کاربران براساس ویژگی‌های جمعیت‌شناختی به ارائه پیشنهاد اقدام کردند [۲۰]. آنها برای پیش‌بینی امتیاز کالاهای مشاهده‌نشده از تاریخچه امتیازهای ثبت‌شده به‌وسیله کاربران به کالاهای مشاهده‌شده، استفاده کردند و برای ارائه پیشنهاد به کاربران تازه‌وارد، از خوشه‌بندی و میانگین وزن‌دار امتیازهای اعضای خوشه‌ها استفاده کردند. نتایج این مقاله بیانگر این است که استفاده از اطلاعات جمعیت‌شناختی در کنار تاریخچه امتیاز کاربران، تأثیر روش فیلترینگ همبستگی در ارائه پیشنهاد کالا را بهبود می‌بخشد.

## ۴- پیشینه تجربی

پژوهش‌های مرتبط با موضوع سیستم‌های توصیه‌گر، تحلیل احساسات و سایر موضوعات در ارتباط با خدمات بانکی و همچنین سایر حوزه‌های مرتبط با مباحث داده‌کاوی در سایر زمینه‌های غیربانکی انجام شده است (جدول ۱) [۲۱].



### جدول ۱. پژوهش‌های انجام‌شده در حوزه بانکی و غیربانکی

ردیف	سال	موضوع مورد مطالعه	مدل / متد	دستاوردهای تحقیق
۱	۱۳۸۳	طراحی و پیاده‌سازی سیستم هوشمند پرداخت تسهیلات بانکی	الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی	پیاده‌سازی سیستم
۲	۱۳۸۷	به‌کارگیری داده‌کاوی برای کشف مدل امتیازبندی و تحلیل رفتار مشتریان بانک	شبکه عصبی	استخراج عوامل مؤثر در بازپرداخت تسهیلات
۳	۱۳۸۷	به‌کارگیری داده‌کاوی برای مدیریت ارتباط با مشتریان با تمرکز بر مشتریان کارت اعتباری و اینترنت بانک	الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی	استفاده از روش‌های داده‌کاوی برای مدیریت ارتباط مشتریان به‌ویژه کارت اعتباری
۴	۱۳۸۸	داده‌کاوی و کاربرد آن در مدیریت ارتباط با مشتریان بانکهای تجاری	شبکه عصبی	بررسی ریسک در ارتباط با مشتری
۵	۱۳۸۸	دسته‌بندی مشتریان در مدیریت ارتباط با مشتری با استفاده از داده	درخت تصمیم	ارائه سیستم پیش‌بینی وضعیت مستوریک‌گیران
۶	۱۳۹۰	بخش‌بندی مشتریان بانک و تعیین استراتژی ارتباط با مشتری با استفاده از داده‌کاوی	خوشه‌بندی براساس خوشه‌بندی کانیز <sup>۱۱</sup>	خوشه‌بندی مشتریان بانک براساس خوشه‌بندی کانیز
۷	۱۳۹۱	خوشه‌بندی مشتریان در بانکداری خرد براساس وفاداری (موردکاوی بانک: تجارت)	خوشه‌بندی فازی مشتریان بانک تجارت	خوشه‌بندی مشتریان بانک تجارت بر اساس مدل آر اف ام <sup>۱۰</sup>
۸	۱۳۹۱	ارائه مدلی برای طراحی و توسعه یک سیستم پیشنهاددهنده محصول بر مبنای بخش‌بندی مشتریان و با بهره‌گیری از تکنیک‌های داده‌کاوی	سیستم توصیه‌گر مبتنی بر خوشه‌بندی و سپس درک قواعد انجمنی	ارائه سیستم توصیه‌گر برای خرید مشتریان در فروشگاه‌های آنلاین
۹	۱۳۹۲	طبقه‌بندی مشتریان اینترنت بانک با کمک (الگوریتم‌های داده‌کاوی)	درخت تصمیم	ارائه سیستم پیش‌بینی کننده طبقات مشتریان اینترنت بانک
۱۰	۱۳۹۲	ارائه سیستم پیشنهاددهنده رشته تحصیلی در حوزه آموزش الکترونیکی مبتنی بر تکنیک‌های داده‌کاوی (مورد مطالعه دانشکده مدیریت پردیس مرکزی و دانشکده مدیریت پردیس قم دانشگاه تهران)	سیستم توصیه‌گر پالایشگر مشارکتی با استفاده از ترکیب خوشه‌بندی و طبقه‌بندی	اطلاعات فراگیران و رشته تحصیلی را در هر خوشه نگاشت ایجاد کرده و در نتیجه به ارائه پیشنهاد رشته تحصیلی به فراگیران پرداخت
۱۱	۱۳۹۲	تحلیل مشکلات شعب بانک آینده در سراسر کشور با استفاده از روش داده‌کاوی	خوشه‌بندی با روش میانگین همسایه	ارائه مدل آر اف ام براساس تماس‌های مشتریان
۱۲	۲۰۱۷	تحلیل اساسی متن‌های کوتاه	سی ان ان <sup>۱۱</sup> - ال اس تی ام <sup>۱۲</sup> و بردارهای آموزش دیده	دستیابی به عملکردهای قابل مقایسه با بازارهای کمتر در کاربردهای تجزیه و تحلیل احساسات
۱۳	۲۰۱۷	تجزیه و تحلیل احساسات برای بهبود محصولات و خدمات	سی ان ان و کلمه به بردار <sup>۱۳</sup>	تشخیص رضایت مشتری و شناسایی فرصت‌های بهبود محصولات و خدمات
۱۴	۲۰۱۷	تحلیل احساسات توئیتر	دی ان ان <sup>۱۴</sup>	رسیدگی به مقدار زیادی از داده‌های بدون ساختار
۱۵	۲۰۱۷	تجزیه و تحلیل احساسات برای سیستم توصیه‌دهنده فضای ابر	آر ان ان <sup>۱۵</sup> - طبقه‌بندی ناویویز <sup>۱۶</sup>	پیشنهاد دادن سگانهایی که نزدیک به مکان فعلی کاربر هستند با تجزیه و تحلیل نظرات مختلف و در نتیجه محاسبه امتیاز مبتنی بر آن
۱۶	۲۰۱۷	تحلیل احساسات مالی	سی ان ان - ال اس تی ام - آر ان ان	تجزیه و تحلیل احساسات مبتنی بر منظر
۱۷	۲۰۱۷	تجزیه و تحلیل احساسات متنی از طریق شبکه عصبی کانولوشن مختلف و رگرسیون سازگار مناطق	سی ان ان	انجام سی ان ان و ال اس تی ام برای استخراج ویژگی‌های جمله را براساس تمییز احساسات تمییز واژگان و تمییز معنایی
۱۸	۲۰۱۸	کیفیت متنی بررسی‌های آنلاین چگونه بر عملکرد طبقه‌بندی متنی می‌گذارد	اس آر ان <sup>۱۷</sup> - ال اس تی ام - سی ان ان	تأثیر دو ویژگی متنی تأثیرگذار، یعنی تعداد کلمات و بررسی خوانایی





۱۹	۲۰۱۸	یادگیری عمیق برای تجزیه و تحلیل احصایات مالی	ال اس ئی ام - سی ان ان و کلمه به بردار	بهبود عملکرد تجزیه و تحلیل احصایات برای استاک تویت <sup>۲۸</sup>
۲۰	۲۰۱۹	تجزیه و تحلیل احصایات با رمزگذار خودکار متنوع	ال اس ئی ام - بای ال اس ئی ام <sup>۲۹</sup>	رمزگذاری، پیش بینی احصایات و رمزگشایی
۲۱	۲۰۱۹	بررسی تطبیقی تحلیل احصایات مبتنی بر یادگیری عمیق	ال اس ئی ام - سی ان ان - جی آر یو <sup>۳۰</sup> رئیکرد ترکیبی <sup>۳۱</sup>	استخراج منظر و طبقه بندی احصایات
۲۲	۲۰۱۹	تحلیل احساس بر اساس نظریه ساختار بلاغی	ال اس ئی ام	هدف بهبود دقت
۲۳	۲۰۱۹	تحلیل احصایات نویتر	سی ان ان	استخراج ویژگی از اطلاعات رفتاری کاربر

## ۵- روش شناسی پژوهش

این پژوهش به لحاظ هدف، کاربردی و از منظر روش به دلیل بررسی وضعیت موجود و استفاده از داده‌های حقیقی و توصیف آنها، توصیفی و از منظر نوع داده‌ها کمی می‌باشد. این داده‌ها شامل نظرها و انتقادهای مشتریان در برابر سرویس‌های استفاده‌شده و تجربه‌های ثبت‌شده بوده که با بهره‌گیری از خبرگی خبرگان بانکی و روش‌های موجود در مقاله‌های مشابه، برگزیده شده است [۲۲]. برای انجام این پژوهش، پس از بررسی مطالعه‌ها و تجربه‌های انجام‌شده [۲۳]، نخست داده‌های خام گردآوری شده و پس از پیش‌پردازش و پاکسازی با استفاده از فنون آماری و روش‌های هوشمندی چون یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، تجزیه و تحلیل شدند. در ادامه انجام پژوهش، داده‌های پیش‌پردازش شده در گام قبل به‌طور مجزا آموزش داده شده و سپس آزمون شدند. به‌منظور مستقل کردن نتیجه اعتبارسنجی از نحوه انتخاب مجموعه آموزش و آزمون، از روش‌های اعتبارسنجی متنوعی استفاده شد. با مقایسه نتایج حاصل با در نظر گرفتن معیارهای دقت، صحت، بازیابی و معیار-اف، عملکرد الگوی پیشنهادی نهایی برای ارائه سرویس‌های متفاوت به مشتریان در قالب یک سیستم توصیه‌گر بررسی شد. در نهایت الگوی نهایی، به‌صورت ترکیبی از الگوها با بهترین عملکرد برای ارائه سرویس‌های بانکی به مشتریان به‌دست آمده است.



به منظور اجرای این پژوهش، رکوردهای داده‌های پاکسازی شده در پای‌چرم<sup>۱</sup> که باعث کدنویسی سریع‌تر، دقت بالاتر و برنامه‌نویسی هوشمند به زبان پایتون<sup>۲</sup> می‌شود، وارد شدند. روش‌شناسی استفاده شده در این پژوهش شامل چند گام کلی گردآوری داده‌ها، تحلیل داده‌ها، الگوسازی، بررسی کاربر تست و در نهایت ارائه سیستم توصیه‌گر بوده است که جزئیات مراحل انجام کار در شکل ۱ آورده شده است.



شکل ۱. روش‌شناسی انجام پژوهش

## ۶- جمع‌آوری داده‌ها

چنانچه پیش‌تر نیز بیان شد، از شبکه اجتماعی توییتر به‌عنوان پایگاه اطلاعاتی این پژوهش استفاده شده است. در این مرحله با استخراج هشتگ‌ها و کلیدواژه‌های مربوط به خدمات بانکی که براساس نظر خبرگان به‌عنوان دانه<sup>۳</sup> برای سیستم خزنده<sup>۴</sup> انتخاب شده‌اند، اطلاعات هریک از

1. PyCharm  
2. Python Python  
3. Seed  
4. Crawler



هشتگ‌ها استخراج و عمل تحلیل احساسات صورت می‌پذیرد [۲۴]. در تحلیل احساسات به‌دنبال نظر یا عقیده افراد درباره آن خدمات بانکی هستیم که با ترکیب سه نوع الگوسازی محاسبه می‌شود.

به این منظور برای گردآوری اولیه داده از خزشگرها استفاده کردیم. سیستم‌های خزنده برای اینکه بتوانند صفحه‌های مختلف و جامعی از اینترنت را خزش کنند، نیاز به یک مجموعه نشانی‌های ابتدایی دارند که با عنوان دانه شناخته می‌شوند [۲۵].

در این قسمت یک مجموعه کلیدواژه‌ها و هشتگ‌ها به وسیله خبره به عنوان خوراک<sup>۱</sup> برای سیستم خزنده<sup>۲</sup> تهیه می‌شود. نمونه‌ای از این خوراک‌ها به صورت زیر می‌باشند:

#وام\_ازدواج، #وام\_مسکن، #وام\_خودرو #وام\_تعمیرات

این هشتگ‌ها در آغاز به وسیله خبره به سیستم پیشنهاد داده می‌شوند و سیستم در ادامه کار هشتگ‌های جدیدی نیز به این مجموعه اضافه می‌کند.

## ۶-۱- استخراج اطلاعات مربوط به هرکدام از هشتگ‌ها

- در این قسمت برای هرکدام از هشتگ‌ها، توییت‌هایی را که حاوی آن هشتگ هستند، استخراج می‌کنیم و اطلاعات مرتبط با توییت شامل پست<sup>۳</sup>، نویسنده<sup>۴</sup>، علاقه‌مندی کاربر<sup>۵</sup> و توییت دوباره کاربر<sup>۶</sup> را استخراج می‌کنیم.

این اطلاعات برای هرکدام از هشتگ‌ها استخراج شده و برای پردازش‌های بعدی ذخیره می‌شوند.

## ۶-۲- تحلیل احساسات برای توییت‌ها

در این قسمت برای هرکدام از توییت‌هایی که در مراحل قبلی استخراج شده‌اند، عملیات تحلیل احساسات انجام می‌شود.

1. Feed
2. Crawler
3. Post
4. Author
5. Userlikes
6. UserRetweet



در تحلیل احساسات به دنبال نظر یا عقیده افراد درباره آن خدمت بانکی و اینکه آیا کاربران موافق آن خدمت بانکی هستند یا مخالف آن، هستیم [۲۶]. همچنین میزان مخالفت و موافقت را نیز به صورت یک نمره در بازه  $[-۲, +۲]$  نمایش می‌دهیم که  $+۲$  بیانگر موافقت زیاد و  $-۲$  بیانگر مخالفت زیاد می‌باشند.

اگر توییت حاضر هیچ میزان حسی در بر نداشت و به عبارتی ممتنع بود، نمره مربوط به تحلیل احساسات آن مقدار صفر (۰) خواهد بود.

### ۶-۳- استخراج اطلاعات مربوط به افراد

در این مرحله آی‌دی‌های کل کاربران را در یک مخزن داده جمع‌آوری می‌کنیم [۲۷] تا در ادامه بتوانیم برای هر کدام از کاربران، اطلاعات آنها را جداگانه استخراج کنیم. اطلاعات این مجموعه کاربران به صورت جداگانه خزش می‌شوند تا اطلاعات بیشتری از هر کاربر ذخیره شود.

#### ۶-۳-۱- استخراج اطلاعات برای هر کاربر

در این قسمت اطلاعات متنوعی را برای هر کاربر از توییت‌ها استخراج می‌کنیم. تشریح این اطلاعات به صورت زیر می‌باشند:

I. متن کل توییت‌های یک کاربر

در اینجا برای هر کاربر فهرست توییت‌های ثبت‌شده در یک مدت معلوم (برای مثال ۳ ماه گذشته) استخراج می‌شود. داده جمع‌آوری‌شده، متن توییت است (جدول ۲).

جدول ۲. متن توییت برای هر کاربر

آی‌دی کاربر	متن توییت
-------------	-----------

II. استخراج دنبال‌شونده برای هر کاربر

در این مرحله برای هر کاربر فهرست کل کاربران دنبال‌شونده آن استخراج می‌شود.



طراحی سیستم توصیه‌گر شخصی‌سازی شده بر مبنای... مهرگان قباخلو و همکاران

همان‌طور که در جدول ۳ مشاهده می‌شود، در ستون سمت چپ، آی‌دی هر کاربر آورده می‌شود و در ستون دوم برای هر کاربر (آی‌دی کاربر) فهرست کاربرانی آورده می‌شوند که جزء دنبال‌شوندگان آن کاربر می‌باشند.

جدول ۳. فهرست کاربران دنبال‌شونده برای هر کاربر

آی‌دی کاربر	آی‌دی دنبال‌شوندگان
-------------	---------------------

### III. استخراج دنبال‌کننده برای هر کاربر

در این قسمت نیز برای هر کاربر، فهرست کل کاربران دنبال‌کننده آن را استخراج می‌کنیم. همان‌طور که در جدول ۴ مشاهده می‌شود، در ستون سمت چپ، آی‌دی هر کاربر آورده می‌شود و در ستون دوم برای هر کاربر (آی‌دی کاربر) فهرست کاربرانی آورده می‌شود که جزء دنبال‌کنندگان آن کاربر می‌باشند.

جدول ۴. فهرست کاربران دنبال‌کننده برای هر کاربر

آی‌دی کاربر	آی‌دی دنبال‌کنندگان
-------------	---------------------

### ۶-۴- آمادگی داده‌های آموزشی

در این بخش برای هر کاربر آموزشی سه الگوسازی ارائه می‌شود که در ادامه به تشریح هر کدام به تفصیل پرداخته می‌شود.

در باب مفهوم کاربر آموزشی می‌توان گفت که هر کدام از کاربرانی که در مرحله ۲ به دست آمده‌اند، جزء کاربران آموزشی می‌باشند.



### ۶-۴-۱- الگوسازی زبانی<sup>۱</sup>

باتوجه به متن پست‌های هر کاربر، برای آن کاربر یک الگوی زبانی ساخته می‌شود که می‌تواند صحبت‌هایی<sup>۲</sup> را که آن کاربر ارائه داده است، الگوسازی کند [۲۸].

الگوی زبانی که در این نوشتار استفاده می‌شود، الگوی زبانی کیف کلمات<sup>۳</sup> است. در این الگوی زبانی مجموعه لغات به همراه تعداد تکرار آن‌ها برای توییت‌های یک کاربر استخراج می‌شود. بنابراین برای هر کاربر (باتوجه به توییت‌های آن) الگوی زبانی استخراج می‌شود.

### ۶-۴-۲- الگوسازی رابطه‌ای<sup>۴</sup>

در این مرحله باتوجه به اطلاعات دنبال‌کنندگان و دنبال‌شوندگان، برای هر کاربر یک الگوسازی رابطه‌ای استخراج و در این الگو رابطه‌ای، میزان رابطه بین هر دو کاربر استخراج می‌شود. برای استخراج الگوسازی رابطه‌ای، باید گرافی از کاربران ایجاد شود. در این گراف ارتباطات میان کاربران نهاده می‌شود و قدرت ارتباطات بین کاربران با استفاده از فاصله بین کاربران در گراف تولیدشده به دست آورده می‌شود. نمونه‌ای از این مورد در جدول ۵ دیده می‌شود.

جدول ۵. محاسبه نمره ارتباط

نمره رابطه	آیدی کاربر	آیدی کاربر
۱	B	A
۰/۵	C	A
۱	C	B
۰/۵	A	C
۱	B	C
۱	A	B

برای محاسبه نمره ارتباط<sup>۵</sup> از رابطه زیر استفاده می‌شود.

1. Language Model (LM)
2. Tweet
3. Bag-of-word (BoW)
4. Relational Model
5. Relation score



فرمول ۱: محاسبه نمره ارتباط

$$Relation\_score = \frac{1}{Path\_step}$$

منظور از گام مسیر<sup>۱</sup>، تعداد گام‌هایی (پال‌هایی) است که باید از نقطه آغاز طی شود تا به گره مقصد برسیم. در این قسمت برای سهولت ارتباط، ارتباطات دنبال‌کننده و دنبال‌شونده مثل هم در گرافی بدون جهت در نظر گرفته می‌شود.

### ۶-۴-۳- الگوسازی عقیده‌ای<sup>۲</sup>

در این گام برای هر کاربر آموزشی، در مورد توییت‌های خدمات بانکی، یک نمره احساسات<sup>۳</sup> در نظر گرفته می‌شود.

الف) کاربر آموزشی نویسنده:

برای هر توییت خدمات بانکی، نمره احساسات آن استخراج می‌شود. این امتیاز در بازه [۲+، ۲-] است. از این امتیاز به‌عنوان نمره احساسات نویسنده<sup>۴</sup> نیز استفاده می‌شود.

ب) کاربر آموزشی لایک‌کننده:

نمره احساسات برای این کاربران به‌صورت زیر به‌دست می‌آید:

فرمول ۲: محاسبه نمره احساسات برای لایک

$$(Sentiment - score)_{Userlikes} = (Sentiment - score)_{Author} \times \alpha$$

در این نوشتار  $\alpha$  معادل ۰/۳ در نظر گرفته شده است.

ج) کاربر آموزشی ری‌توییت:

Sentiment-score برای این کاربران به‌صورت زیر به‌دست می‌آید:

فرمول ۱: محاسبه نمره احساسات برای ری‌توییت

$$(Sentiment - score)_{User Retweet} = (Sentiment - score)_{Author} \times \beta$$

$\beta$  در این نوشتار معادل ۰/۵ در نظر گرفته شده است.

به این ترتیب برای هر کدام از کاربران آموزشی، الگوسازی عقیده‌ای ایجاد می‌شود.

- 
1. Path\_step
  2. Opinion model
  3. Sentiment Score
  4. Author-SentimentScore



در نهایت برای هر کاربر جدول ۶ تشکیل می‌شود.

جدول ۶. نمونه‌ای از اطلاعات یک کاربر

آی‌دی کاربر	خدمات بانکی	نمره احساسات توییت	نقش	نمره احساسات کاربر	الگوی عقیده‌ای
@u	توییت ۱	+۱	نویسنده	+۱	Sum(+1+0.6-0.5)=+1.1
	توییت ۲	+۲	لایک	+۰/۶	
	توییت ۳	-۱	ری توییت	-۰/۵	

از این رو برای هر کدام از کاربران، الگوی عقیده‌ای ایجاد می‌شود. سپس الگوسازی عقیده‌ای برای هر کاربر استخراج می‌شود. در نهایت به عنوان خروجی کار جدول ۷ را خواهیم داشت که در ستون اول، فهرست آی‌دی‌های کاربران آموزشی در نظر گرفته می‌شود.

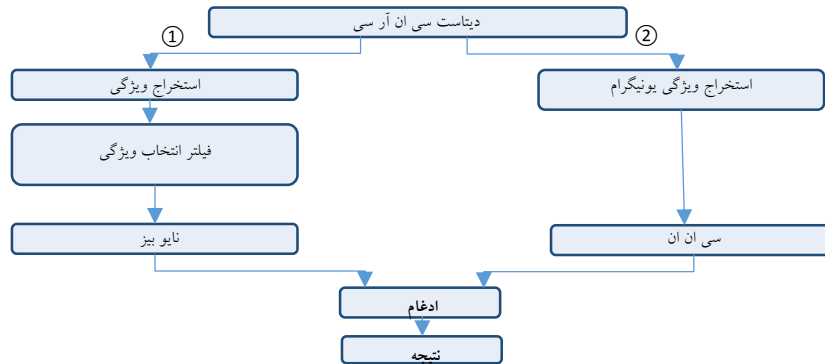
جدول ۷. نمونه‌ای خروجی الگوسازی عقیده‌ای یک کاربر

آی‌دی کاربر	وام_ازدواج (b1)	وام_مسکن (b2)	وام_خودرو (b3)	...
@A	$O_{@A,b1}=+1.1$	$O_{@A,b2}=+2$	...	...

## ۶-۵- محاسبه‌های کاربر تست

برای هر کاربر تست مجموعه توییت‌هایی را که نوشته است، استخراج می‌کنیم و در چند مرحله بررسی می‌کنیم که به کدام کاربر آموزشی شباهت دارد. خلاصه فاز تحلیل احساسات در شکل ۲ دیده می‌شود.

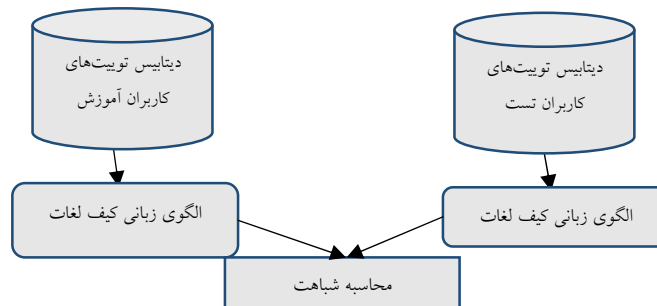




شکل ۲. فاز تحلیل احساسات

### (I) بررسی میزان شباهت براساس الگوسازی زبانی:

در این قسمت برای هر کاربر تست، یک الگوی زبانی براساس توییت‌هایی که نوشته است، به دست می‌آید. سپس این الگوی زبانی با الگوهای زبانی همه کاربران آموزشی مقایسه شده و درصد شباهت استخراج می‌شود.



شکل ۳. استخراج درصد شباهت

از آنجایی که برای هر کاربر یک بردار<sup>۱</sup> برای الگوسازی زبانی آن ساخته شده است، جهت مقایسه میزان شباهت کاربر آموزشی با کاربر تست، از معیار شباهت کسینوسی<sup>۲</sup> استفاده می‌شود که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

1. Vector  
2. Cosine Similarity



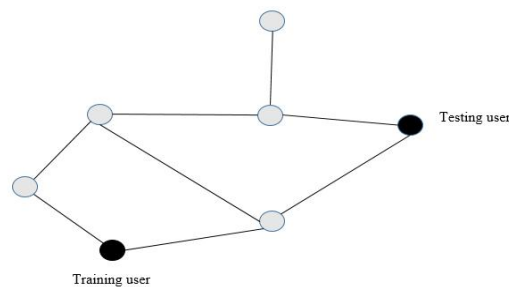
فرمول ۲: محاسبه شباهت کسینوسی

$$\text{Cosine\_similarity}(A, B) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \cdot \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}}$$

که  $n$  تعداد کل لغات می‌باشد.  $A_i$  تعداد تکرار لغت  $i$  در الگوی زبانی  $A$  می‌باشد. به این ترتیب امتیاز شباهت زبانی بین کاربر تست با هر کدام از کاربران آموزشی استخراج می‌شود.

## (II) بررسی میزان شباهت براساس الگوسازی رابطه‌ای

باتوجه به اطلاعات دنبال‌شوندگان و دنبال‌کنندگان کاربران آموزشی و کاربر تست، گراف رابطه برای هر کدام استخراج می‌شود.



شکل ۴. گراف ادغام‌شده از گراف رابطه کاربر تست و آموزشی

برای هر کاربر آموزشی و کاربر تست، همانند شکل بالا گراف‌های رابطه آنها با هم ادغام شده و سپس میزان فاصله بین کاربر تست با کاربر آموزشی محاسبه می‌شود. اگر مسیری بین کاربر تست و آموزشی وجود نداشته باشد، میزان شباهت رابطه‌ای این دو صفر در نظر گرفته می‌شود. اما اگر برای مثال مسیری با طول ۲ موجود باشد، میزان شباهت رابطه‌ای ۰/۵ خواهد بود. فرمول به‌دست‌آوردن شباهت رابطه‌ای در قسمت آماده‌سازی داده‌های آموزشی آمده است.



### III پیشنهاد دادن خدمت بانکی به کاربر تست

بر اساس دو ضریب شباهت I و II و باتوجه به الگوسازی عقیده‌ای کاربران آموزشی (اینکه به هرکدام از خدمات بانکی چه نظری دارند)، یکی از خدمات بانکی به کاربر تست پیشنهاد می‌شود. این پیشنهادها با یک ضریب اطمینان<sup>۱</sup> همراه خواهد بود (جدول ۸).

جدول ۸. محاسبه شباهت نهایی کاربر تست و آموزشی

شبهات نهایی S	شبهات رابطه ای R	شبهات زبانی LM	کاربر آموزشی	کاربر تست
$S_{t,u}$	0.5	0.25	@u	@t

که مقدار  $S_{t,u}$  از رابطه زیر به دست می‌آید:

فرمول ۵: محاسبه شباهت نهایی

$$S_{t,u} = \frac{1}{2}(LM_{t,u} + R_{t,u}) = \frac{1}{2}(0.25 + 0.5) = 0.375$$

پس از محاسبه میزان شباهت نهایی بین کاربر تست با هرکدام از کاربران آموزشی، میزان اطمینان برای پیشنهاد دادن یک خدمت بانکی به کاربر تست بر اساس رابطه زیر به دست می‌آید:

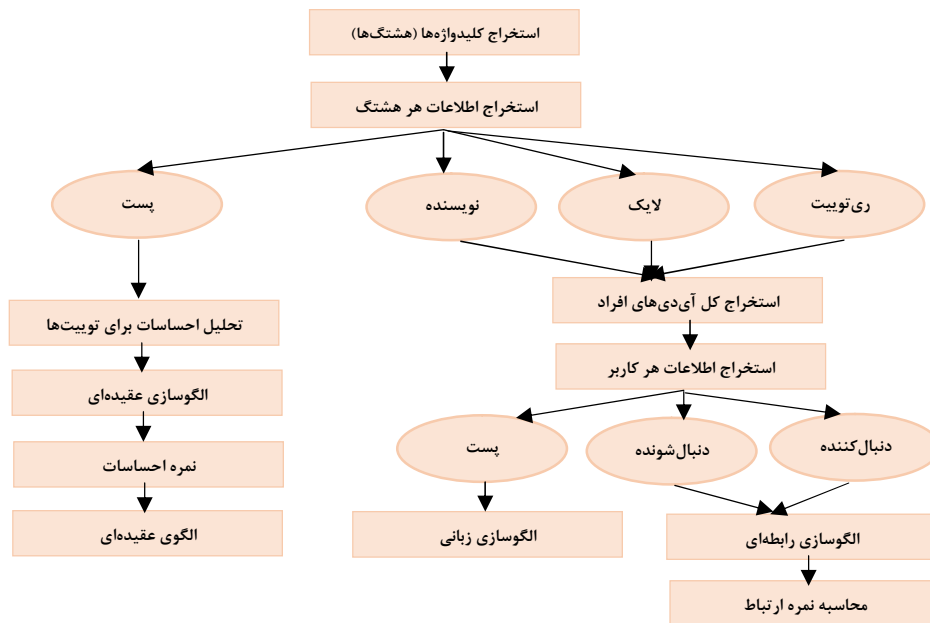
فرمول ۳: محاسبه میزان اطمینان

$$Conf_{t,B} = \frac{\sum_{u \in U} S_{t,u} \times O_{u,B}}{\sum_{u \in U} S_{t,u}}$$

در رابطه بالا،  $Conf_{t,B}$  بیانگر میزان اطمینان برای پیشنهاد دادن خدمت بانکی به کاربر تست است.  $O_{u,B}$  بیانگر میزان الگوسازی عقیده‌ای کاربر آموزشی، نسبت به خدمت بانکی می‌باشد.  $S_{t,u}$  نشان‌دهنده میزان شباهت بین کاربر تست با کاربر آموزشی می‌باشد. به این ترتیب برای هر کاربر، میزان اطمینان برای پیشنهاد دادن هرکدام از خدمات بانکی به دست می‌آید.

بنابراین به ازای هر کاربر تست، این عملیات برای همه کاربران آموزشی انجام می‌شود تا یک مجموعه بزرگی از پیشنهادها برای خدمات بانکی برای هر کاربر تست تولید شود که فلوچارت روش پیشنهادی به شرح شکل ۵ است.

1. Confidence



شکل ۵. فلوجارت روش پیشنهادی

همان‌گونه که در شکل ۵ مشاهده می‌شود، جزئیات گام‌های روش پیشنهادی نشان می‌دهد که استخراج هشتگ‌ها و اطلاعات مرتبط با آنها به‌عنوان پایه تحلیل احساسات استفاده می‌شود و در نهایت الگوسازی‌های یادشده، شرایط محاسبه نمره ارتباط را فراهم می‌کند. پس از انجام این مراحل محاسبه‌ها برای کاربر تست انجام می‌شود.

پیشنهاد خدمات بانکی برای کاربر تست پس از الگوسازی‌های یادشده با محاسبه شباهت کسینوسی برای به‌دست‌آوردن میزان اطمینان برای پیشنهاد خدمات بانکی مزبور در قالب یک سیستم توصیه‌گر انجام می‌شود.

به این ترتیب برای هر کاربر، میزان اطمینان برای پیشنهاد دادن هر کدام از خدمات بانکی محاسبه می‌شود.

یک نمونه خروجی از این سیستم، پیشنهاد‌های خدمات بانکی به‌صورت جدول ۹ است.



### جدول ۹. نمونه‌ای از خروجی سیستم پیشنهادهای خدمات بانکی

وام_خودرو (b3)	وام_مسکن (b2)	وام_ ازدواج (b1)	آی‌دی کاربر تست
t b3	t b2	t b1	@t

در این پژوهش براساس مطالعه روش‌های گذشته و در نظر گرفتن داده‌های در دسترس برای مجموعه داده آموزشی با ۷۰ درصد از داده‌ها و مجموعه داده آزمایشی تست با ۳۰ درصد باقیمانده از داده‌ها، از روش‌های اعتبارسنجی متناسب برای بررسی دقت و صحت و فراخوانی و معیار-اف جهت ارزیابی سیستم توصیه‌گر ارائه شده، استفاده شد (جدول ۱۰).

### جدول ۱۰. نمونه‌ای از خروجی ارزیابی دقت سیستم پیشنهادهای خدمات بانکی

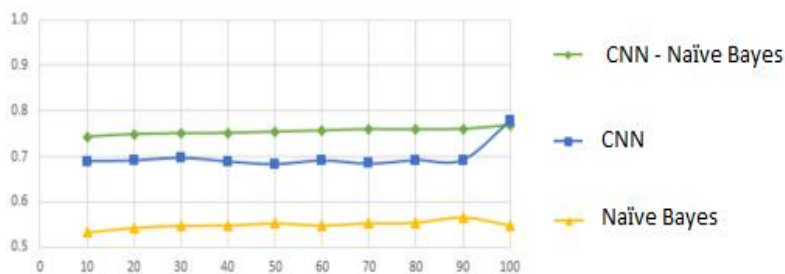
دقت	FN	FP	TN	TP	مجموعه داده
۰/۸۰	۴۵	۷۵	۱۷۲	۳۱۵	آموزشی
۰/۶۱	۳۰	۴۷	۳۳	۹۲	آزمایشی

نتایج ارزیابی نهایی روش انتخابی به شرح جدول ۱۱ است.

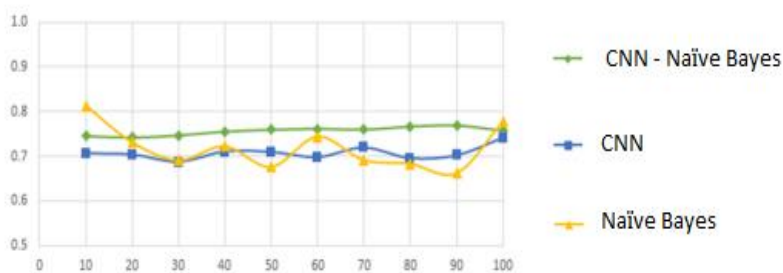
### جدول ۱۱. نتایج اعمال اعمال نایویز و سی ان ان و الگوی پیشنهادی

دقت	معیار-اف	فراخوانی	صحت	الگو
۰/۹۱۷۵۹۰۷۶	۰/۹۳۷۲۰۹۸۰	۰/۹۵۰۷۷۲۵۳	۰/۸۹۷۹۳۰۹۱	نایویز
۰/۹۲۲۸۴۶۸۲	۰/۹۴۰۶۴۵۴۳	۰/۹۵۰۸۶۳۹۸	۰/۹۰۳۷۳۴۳۹	سی ان ان
۰/۹۳۰۶۱۴۳۶	۰/۹۴۰۵۹۶۴۶	۰/۹۵۹۲۴۸۲۱	۰/۹۰۴۵۱۶۲۴	سی ان ان - نایویز

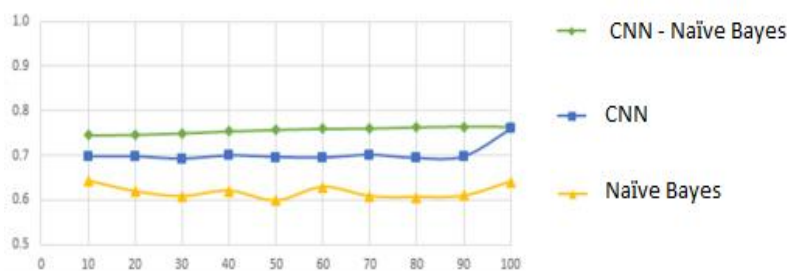
باتوجه به نتایج ارزیابی نهایی ذکر شده در جدول ۱۱ و بر مبنای بررسی و مقایسه با پژوهش‌های مشابه و روش‌های موجود، نتیجه حاصل نشان داد که بهره‌گیری از ترکیب روش‌های سی ان ان و نایویز، نتایج قابل قبول تری را به همراه خواهد داشت، به گونه‌ای که هر چهار معیار صحت، فراخوانی، دقت و معیار-اف در روش ترکیبی سی ان ان و نایویز نسبت به دو الگوی سی ان ان و نایویز به صورت مجزا نتیجه بهتری را به همراه داشت که ارزیابی این روش در ادامه شکل‌های (۷-۱۱) به تفصیل آمده است.



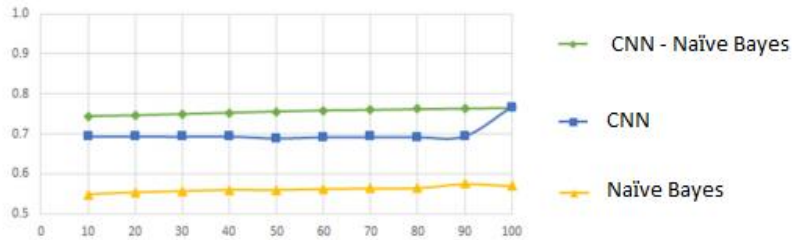
شکل ۷. میزان صحت برای نتایج اعمال نایویز، سی ان ان و الگوی پیشنهادی



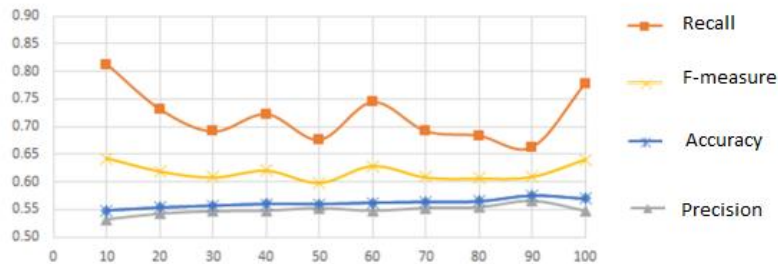
شکل ۸. میزان فراخوانی برای نتایج اعمال نایویز، سی ان ان و الگوی پیشنهادی



شکل ۹. میزان معیار-اف برای نتایج اعمال نایویز، سی ان ان و الگوی پیشنهادی



شکل ۱۰. میزان دقت برای نتایج اعمال نایویز، سی ان ان و الگوی پیشنهادی



شکل ۱۱. مقایسه تمامی معیارهای ارزیابی برای نتایج اعمال نایویز، سی ان ان و الگوی پیشنهادی

نتایج ارزیابی‌های حاصل نشان می‌دهد که الگوی پیشنهادی با بهره‌گیری از دو روش بالا نتایج بهتری را به دست می‌دهد.

## ۷- نتیجه‌گیری

در این پژوهش برای ارائه مناسب‌ترین خدمات شخصی‌سازی شده به مشتریان سیستم بانکی و به دنبال آن افزایش سطح رضایت مشتریان، سیستم توصیه‌گر شخصی‌سازی شده بر مبنای عقاید ایشان شکل گرفت که الگوی نهایی به صورت ترکیبی از الگوسازی زبانی، عقیده‌ای و رابطه‌ای بهترین عملکرد را در مقایسه با روش‌ها و موارد موجود بررسی شده، داشته است. عملکرد الگوی حاضر به این صورت است که با بررسی نظرهای ثبت شده افراد در فضای شبکه اجتماعی توئیتر از راه استخراج هشتک‌های منتخب مرتبط با خدمات بانکی، میزان علاقه و نوع



احساسات (موافق، مخالف، ممتنع) ایشان در برابر هریک از موارد یادشده بررسی شد، سپس با محاسبه نمره احساسات و یافتن مشابهات، بهترین گزینه برای دریافت خدمات بانکی در قالب یک سیستم توصیه‌گر به صورت ترکیبی از روش‌های سی ان ان و نایوبیز، پیاده‌سازی و به افراد ارائه شد.

این سیستم که آمادگی کمک به مدیران برای اتخاذ تصمیم‌های مدیریتی در حوزه خدمات را دارد، قابلیت بهره‌گیری از سایر روش‌های یادگیری ماشین را نیز دارد. همچنین با تغییر فیلدهای به‌کاررفته، می‌توان از این سیستم توصیه‌گر به منظور شناسایی سایر مشکلات بالقوه نیز استفاده کرد. مسائلی که تاکنون به‌طور جداگانه بررسی شده‌اند، به‌عنوان راهگشای این پژوهش محسوب می‌شوند. این مقاله با بررسی روش‌های موجود، یکی از رویکردهای مناسب برای ارائه خدمات شخصی‌سازی شده به مشتری را ارائه کرد. در مطالعه موردی در نظر گرفته شده در این پژوهش، یک الگوی پیشنهاددهنده به مشتری ایجاد و سپس با یک روش برای تولید خدمات شخصی‌سازی شده به منظور افزایش رضایت و حفظ مشتریان، توسعه داده شد. لازم به ذکر است که اقدام‌های مذکور با استفاده از یک رویکرد مبتنی بر «عقیده و تجربه» ایجاد شد که این رویکرد خاص با در نظر گرفتن شرایط مشتریان، یعنی با محاسبه علاقه‌های مشتریان هر دسته انتخاب شد و به‌عنوان پایه سیستم پیشنهادی در اختیار سایر گروه‌های مشتریان قرار گرفت.

نتایج حاصل با حداقل انتظارات تقریباً مشابهت داشت. درحقیقت، انتظار می‌رفت که این روش میزان کنترل و کارایی را افزایش دهد که البته به دلیل پیچیدگی رفتار مشتری و تفاوت عقاید در گذر زمان، احتمال تغییر دامنه خدمات شخصی‌سازی شده وجود دارد. از آنجایی که این سیستم در بانک‌ها و مؤسسه‌های دیگر نیز قابلیت پیاده‌سازی و تحلیل نتایج را داراست، بنابراین از این سیستم می‌توان در حوزه‌های بازاریابی و سایر حوزه‌های مالی و غیرمالی نیز بهره گرفت. همچنین برای افزایش کارایی سیستم مزبور می‌توان در پژوهش‌های آینده با استفاده از روش‌های بلادرنگ برای ارائه خدمات، به طراحی آن مبادرت کرد، همچنین بهره‌گیری از نظام انتقادات و پیشنهادهای واقعی در سیستم بانکی کشور برای دستیابی به داده‌های حقیقی می‌تواند با بومی‌سازی این سیستم، اثربخشی نتایج را دوچندان کند.





## ۸- منابع

- [1] Miles M.B. Hubermn A. M. "Qualitative data analysis" – *A Source of New Methods, California, Sage*, (2017).
- [2] Bahrinazadeh M., Esmailpour M., Kaboutari J. "Evaluating and ranking the quality components of e-services affecting customer satisfaction and intent", *Journal of Busines Intelligence Management Studies*, (2017), 22: 49-74.
- [3] Cornelis C., Lu J., Guo X., Zhang G. "One-and-only item recommendation with fuzzy logic techniques", *Information sciences*, j.ins.2007.07.001, vol. Doi: 10.1016, (2007).
- [4] Li Y., Lu L., Xuefeng L. "A hybrid collaborative filtering method for multiple-interests and multiplecontent recommendation in E-Commerce", *Expert Systems with Applications*, (2005), 28: 67-77.
- [5] Marrese-Taylor E., J. D. Velásquez and F. Bravo-Marquez "A novel deterministic approach for aspectbased opinion mining in tourism products reviews", *Expert Systems with Applications*, (2014), 41(17): 7764-7775.
- [6] Tang Huifeng, Tan, Songbo, Cheng Xueqi "A survey on sentiment detection of reviews"(PDF) *Expert Systems with Applications*. (2009), 36 (7): 10760–10773.
- [7] Pang Bo, Lee, Lillian "4.1.2 subjectivity detection and opinion identification", *Opinion Mining and Sentiment Analysis, Now Publishers Inc*, (2008).
- [8] Yi J., Nasukawa T., Bunescu R., Niblack W. *Sentiment analyzer: Extracting sentiments about a given topic using natural language processing techniques*, In: *Third IEEE International Conference on Data Mining (ICDM), IEEE*, (2003).
- [9] Soleimani-Roozbahani F., Rajabzadeh Ghatari A., Radfar R. "Knowledge discovery from a more than a decade studies on healthcare Big Data systems: A scientometrics study", *Journal of Big Data*. Doi: <https://doi.org/10.1186/s40537-018-0167-y>, Vol. 6, (2018), p. 8.
- [10] Kangas S. "Collaborative filtering and recommendation systems. in: VTT information technology", *Espoo: VTT*, (2002).
- [11] Kim Y. S., Yum B. J., Song J. Kim S. M. "Development of a recommender system based on navigational and behavioral patterns of customers in e-commerce sites", *Expert Systems with Applications*, (2005), 28(1): 381-393.
- [12] Martín-Guerrero J. D., Lisboa P. J. , Soria-Olivas, E., Palomares A., Balaguer E. "An approach based on the Adaptive Resonance Theory



- for analyzing the viability of recommender systems in a citizen Web portal", *Expert Systems with Applications*, (2007), 33(3): 743-753.
- [13] Xiaoming YANG, Peng TIAN, Zhen ZHANG "A comparative study on several national customer satisfaction indices (CSI)", *Aetna School of Management*, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai, P.R.China, (2019), p.2.
- [14] Kompan M., Bieliková M. "Content-based news recommendation", *International Conference on Electronic commerce and web technologies (EC-Web 2010)*, University of Deusto, Bilbao, 30 August - 3 September 2010.
- [15] Yin D., Hong L., Davison B. D. "Structural link analysis and prediction in microblogs", *Proceedings of the 20th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, Glasgow, (2011), pp. 24-28.
- [16] Wang Z., Sun L., Zhu W., Yang S., Li H., Wu D. "Joint social and content recommendation for user-generated videos in online social network", *IEEE Transactions on Multimedia*, (2013), 15(3): 698-709.
- [17] Asosheh A., Bagherpour S. Yahyapour N. "Extended acceptance models for recommender system adaption, case of retail and banking service in Iran", *WSEAS Transactions on Business and Economics*, (2008), 5(5): 189-200.
- [18] Borhani Zarandi S., Niknafas Mohammadi "Opinion mining in product review by using emotional vocabulary", *2nd National Conference on Industrial & Systems Engineering*, Islamic Azad University of Najafabad, (2013).
- [19] Karimian S., Karegar M. "Quantifying the emotional tendency of persian-language customer comments on the features of the product on the Web", *1st International Conference of Web Research, Knowledge and Culture University*, (2012).
- [20] Karimi Alavije M., Askari S., Parasite S. "Intelligent online store: User behavior analysis based recommender system", *Journal of Information Technology Management*, (2015), 7(2): 385-406.
- [21] Sohrabi B., Raeesi Vanani I., Zareh Mirkabad F. "Designing a recommender system for optimizing and managing bank facilities through the utilization of clustering and classification algorithms", *Modern Research in Decision Making*, (2016), 1(2): 53-76.
- [22] Chen Y.-L., Cheng L.-C. "A novel collaborative filtering approach for recommending ranked items", *Expert Systems with Applications*, (2008), 34: 2396-2405.



- [23] Garg R., Rahman Z., Qureshi M., Kumar I. "Identifying and ranking critical success factors of customer experience in banks: An analytical hierarchy process (AHP) approach", *Modeling in Management*, (2012), pp. 201-220.
- [24] Rouhani S., Zandvakili R., Ansari M. "Design and implementation of a tag-oriented recommender system based on deep neural networks", *Journal of Modern Research in Decision Making*, (2018), (3) 2: 155-174
- [25] Liu B., M. Hu, Cheng J. "Opinion observer: Analyzing and comparing opinions on the Web", *Proceedings of the 14th International Conference on World Wide Web. Chiba, Japan, ACM*, (2005), pp. 342-351.
- [26] Zarei A. "Developing a structural model for customer churn in governmental Banks: Case of Semnan governmental banks", *Journal of Management Research in Decision Making*, (2015), (21)1: 151-176.
- [27] Jin J., P. Ji , Gu. R. "Identifying comparative customer requirements from product online reviews for competitor analysis", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, (2016), 49: 61-73.
- [28] Chao Ma., Xun Liang "Online mining in unstructured financial information", *An Empirical Study in Bulletin News*, (2015).