Journal of Business Intelligence Management Studies
Vol. 10, No.39, Spring 2022
ims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/IMS.2021.59775.1932

ATU PRESS

Original Research
Accepted: 2021-11-23
Revised: 2021-10-19
Received: 2021-03-16
eISSN: 2821-0816
ISSN: 2821-0964

Designing a Banking Personalized Recommender System Using Sentiment Analysis in Social Media

Mehregan Ghobakhloo — Ph.D. Student of Information Technology Management, Department of Information Technology Management, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

Ali Rajabzadeh Ghatari * — Professor, Department of Industrial Management, Tarbiat Modarres University, Tehran, Iran.

Abbas Toloie Eshlaghy — Professor, Department of Information Technology Management, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

Mahmood Alborzi — Associate Professor, Department of Information Technology Management, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

Abstract

Customer retention is an important issue for any organization, so finding a way to retain the customer is one of the critical needs of any organization. In this regard, the goal in the field of machine learning is focusing on the problem of accurate customer needs with a method based on extracting opinion and sentiment analysis and quantifying customers' emotional orientation. In the other words, the issue is designing a recommender system to provide appropriate services to customers, using their opinions and experiences. The proposed solution, by receiving and reviewing customers' opinions and experiences in the form of extracting variables such as user sentiment score for tweets, relation score, cosine similarity, and confidence factor, and considering groups of relevant features and registration ideas in the process of training and testing, the result is presented in the form of a banking service suitable offer. In order to provide a recommending solution,

* Corresponding Author: alirajabzadeh@modares.ac.ir

How to Cite: Ghobakhloo, M., Rajabzadeh Ghatari, A., Toloie Eshlaghy, A., Alborzi, M. (2022). Designing a Banking Personalized Recommender System Using Sentiment Analysis in Social Media , *Journal of Business Intelligence Management Studies*, 10(39), 257-289.

appropriate classification methods are used along with opinion mining methods and an appropriate validation approach, and the final designed system with a small error, in order to provide personalized services, will step in to help bank managers. Since currently there is no complete provision of banking services tailored to the situation of customers, this mentioned system will be very helpful.

Keywords: Customer Opinion, Customer Satisfaction, Recommender System, Banking, Personalization.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مقاله پژوهشی
تاریخ ارسال: ۱۳۹۹/۱۲/۲۶
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۰/۹/۲۷
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۹/۲
ISSN: 2821-0964 eISSN: 2821-0816

مطالعات مدیریت کسب و کار هوشمند
سال دهم، شماره ۳۹، بهار ۱۴۰۱، ص ۲۵۷ تا ۲۸۹
ims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/IMS.2021.59775.1932

طراحی سیستم پیشنهاد بانکی فردی با استفاده از تجزیه و تحلیل احساسات در رسانه‌های اجتماعی

مهرگان قباخلو — دانشجوی دکترای رشته مدیریت فناوری اطلاعات گرایش کسب و کار هوشمند، گروه مدیریت فناوری اطلاعات، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

علی رجب‌زاده قطری ✱ — استاد گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران

عباس طلوعی اشلقی — استاد گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

محمود البرزی — دانشیار گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی،تهران، ایران

چکیده

حفظ مشتری یکی از پراهمیت‌ترین مسائل هر سازمانی می‌باشد و یافتن راهی جهت حفظ و بقای مشتری از نیازهای کلیدی آن سازمان است. هدف اصلی پژوهش حاضر، در حوزه یادگیری ماشین با تمرکز بر شناسایی صحیح نیازهای مشتری با روشی مبتنی بر استخراج دیدگاه‌ها و تحلیل احساسات و کمی سازی گرایش احساسی مشتریان در مورد خدمات بانکی با بررسی و تحلیل نظرات آن‌ها می‌باشد. به‌عبارتی موضوع این پژوهش طراحی سیستم توصیه گر جهت ارائه خدمات مناسب به مشتریان، با استفاده از عقاید و تجارب آن‌ها می‌باشد. روش اجرای ارائه شده در پژوهش حاضر بدین ترتیب است که، با بررسی عقاید مشتریان و استخراج متغیرهایی چون نمره احساسات افراد برای توییت‌ها، نمره ارتباط، شباهت کسینوسی و میزان ضریب اطمینان در قالب فرآیند آموزش و تست، خدمات بانکی مناسب را پیشنهاد می‌دهد. به‌منظور ارائه این پیشنهاد، از روش‌های دسته‌بندی مناسب به‌همراه روش‌های عقیده‌کاوی و رویکرد اعتبارسنجی

مقاله حاضر برگرفته از رساله دکتری رشته مدیریت فناوری اطلاعات دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران است.

✱ نویسنده مسئول: alirajabzadeh@modares.ac.ir

مناسب استفاده می‌شود و سیستم طراحی‌شده نهایی با خطایی اندک، جهت ارائه خدمات شخصی سازی شده، در راستای کمک به مدیران بانکی گام خواهد برداشت. ازآنجاییکه درحال حاضر ارائه خدمات بانکی متناسب با وضعیت مشتریان به طورکامل وجود ندارد، لذا سیستم مذکور در این زمینه بسیار راهگشا خواهد بود.

کلیدواژه‌ها: عقیده‌مشتری، رضایت‌مشتری، سیستم‌توصیه‌گر، بانکداری، شخصی‌سازی

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مقدمه

ما در زندگی روزمره خود همواره در حال تصمیم‌گیری و انتخاب هستیم و برای انتخاب‌هایمان به پیشنهاد و توصیه نیاز داریم. سیستم‌های توصیه‌گر نیز با توجه به همین نیاز به وجود آمده‌اند و با تحلیل نیازهای مشتریان و نظرات آن‌ها و با درنظر گرفتن انبوه اطلاعات به آن‌ها پیشنهاداتی در مورد انتخابشان ارایه می‌دهند. از آنجاییکه حفظ مشتری برای بانک‌ها نیز از اهمیت بالایی برخوردار است (Miles,1984)، یافتن ارتباط بین کیفیت خدمات و رضایت مشتری در رشد و توسعه سطح خدمات ارایه شده از سوی بانک‌ها و افزایش رضایتمندی و باقی ماندن مشتریان در سیستم مزبور تأثیرگذار می‌باشد، بنابراین بررسی این عوامل سبب افزایش کیفیت خدمات بانکی می‌گردد (بحرینی‌زاده، ۱۳۹۶).

در دهه گذشته، محققین علوم کامپیوتر بیشماری با بهره‌گیری از روش‌های آماری، یادگیری ماشین و روش‌های داده‌کاوی در این حوزه به پژوهش پرداخته‌اند(سلیمانی و روزبهانی، ۱۳۹۸). با وجود این پیشینه، تمرکز بیشتر مقالات بر روی پیش‌بینی رفتار مشتری در حال تغییر می‌باشد و به ندرت به مقوله شخصی‌سازی به منظور بهبود نرخ نگهداری مشتری در حوزه سیستم بانکی با بکارگیری نظرات و سلایق و تجربیات ایشان پرداخته شده‌است.

موضوعی که در پژوهش حاضر مورد بحث و بررسی قرارگرفته‌است، شناسایی مجموعه‌ای از روش‌های عملیاتی در قالب یک سیستم توصیه‌گر برای حفظ مشتریان است، که بدین منظور، علاوه بر کارشناسان انسانی، یک سیستم نظارتی تحلیل خودکار احساسات مصرف‌کنندگان مورد نیاز است.

این پژوهش در مساله حاضر با درنظر گرفتن اهمیت خدمات‌دهی به مشتریان در جهت رضایت آنان و به‌منظور یافتن راهی جهت حفظ مشتریان با نگاهی بر نظرات ثبت شده در شبکه اجتماعی توییتر، رویکردهایی را پیشنهاد می‌دهد که می‌توانند برای انجام اقدامات بازاریابی فردی و گروهی استفاده شوند. درنهایت، یک مورد از موارد توصیف شده را در حوزه بانکداری شخصی به صورت یک مدل توصیه‌گر برای مشتری توسعه

می‌دهد. این مدل به ایجاد روشی برای تولید اقدامات شخصی‌سازی با هدف رفع نیاز مشتری منجر می‌شود، که با تکیه بر تجربیات و عقاید مشتریان و بر اساس رویکرد سیستم‌های توصیه‌گر پیاده‌سازی می‌شود. در این پژوهش با جمع‌آوری و تحلیل عقاید و نظرات افراد در زمینه خدمات بانکی در قالب بیان نظرات در شبکه اجتماعی توییتر و پیاده‌سازی روش‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، یک سیستم توصیه‌گر به‌منظور ارایه خدمات شخصی‌سازی‌شده ارایه خواهد شد. لازم به ذکر است که روش به‌کارگرفته شده در این پژوهش، ترکیبی از مدل‌های زبانی، رابطه‌ای و عقیده‌ای می‌باشد که در ادامه این مطلب به تفصیل بیان می‌گردند که مبحثی نوین در مباحث بانکداری قلمداد می‌شود. به بیان دیگر، با بررسی نظرات و شکایات مشتری که در قالب بیان احساسات در شبکه‌های اجتماعی نمود پیدا می‌کند، و با استفاده از رویکرد تجزیه‌وتحلیل عقاید، نقاط تاثیرگذار برای ارایه سیستمی کارآمد بر مبنای نظرات و تجارب مشتری، استخراج گردید، که با استفاده از تجزیه‌وتحلیل عقاید شخص به طراحی یک سیستم توصیه‌گر پرداخته شد.

پیشینه پژوهش

کار با داده ها یکی از گام های فرآیند کشف دانش است که به جستجوی الگوهای معنادار از سری داده های عظیم می پردازد. در عصر حاضر با توجه به وجود پایگاه داده های بسیار عظیم از اطلاعات رفتاری و فردی مشتریان، علم داده می تواند مدیران را در پیشبرد هر چه بهتر ارتباط با مشتریان یاری نماید. یکی از روش‌های کشف دانش از میان کلان داده‌ها بهره‌گیری از کلمات با فرکانس بالا و همچنین کلمات کلیدی و نتایج مورد انتظار با استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی نظیر نایوبیز[1]، خوشه‌بندی[2] و درخت‌تصمیم[3] می‌باشد (سلیمانی و روزبهانی، ۱۳۹۸).

در این راستا سیستم‌های توصیه‌گر یکی از سیستم‌هایی هستند که با بهره‌گیری از تکنیک‌های داده‌کاوی و دیگر روش‌های هوشمند، سازمان‌ها را یاری می‌کنند. در

1. Naïve Bayes
2. Clustering
3. Decision Tree

حقیقت، سیستم توصیه‌گر سیستمی است که با استفاده از تحلیل رفتار کاربران، اطلاعات مفیدی را به کاربران توصیه کرده و یا راهکارهایی را جهت تحقق اهداف به کاربران ارایه می‌نماید (Kangas, 2002). هدف اصلی سیستم‌های توصیه‌گر، ایجاد بستری مناسب جهت پاسخگویی سریع و مناسب به نیازهای کاربران می‌باشد. روش‌های زیادی برای طراحی سیستم‌های توصیه‌گر وجود دارد که فیلترینگ همبستگی و فیلترینگ مبتنی بر محتوا[1]، دو تکنیک پرکاربرد آن می‌باشند (Martin-Guerrero, 2007).

با توجه به اهمیت و بلوغ هوش مصنوعی[2]، یکی از حوزه‌های مهم و پرکاربرد آن‌را می‌توان در مسایل مالی منعکس دانست. یکی دیگر از مسایل مهم و قابل توجه در حوزه ریزش مشتری، تهیه مدلی برای مدیران به‌منظور ایجاد اقدامات شخصی‌سازی شده می‌باشد که این امر با یکپارچه‌سازی تحلیل رفتار مشتری و پیشنهاد روشی با در نظر گرفتن رابطه فرد و سازمان میسر می‌شود (Xiaoming Yang Peng Tian Zhen Zhang, 2019).

در سال‌های اخیر تعداد زیادی از سیستم‌های توصیه‌گرجهت ارایه پیشنهادات مختلف در سیستم‌های تجارت الکترونیک و شبکه‌های اجتماعی ارایه شده که از جمله مفاهیم پر طرفدار آن، پیشنهاد خبر (Kopman, 2010)، پیشنهاد دوست (Yin.D, 2011) و پیشنهاد محتوا (Wang, 2013) می‌باشد. با این وجود، به دلایل مختلفی همچون عدم دسترسی به مجموعه داده‌ای مناسب، فعالیت زیادی در حوزه پیشنهاد خدمات بانکی انجام نشده است.

پژوهش آسوشه (۱۳۸۷) از اولین مطالعاتی است که به سیستم‌های توصیه‌گر بانکی پرداخته است. در این پژوهش مدل‌های پذیرش مختلف با یکدیگر مقایسه شده و پارامترهای اصلی مدل پیشنهادی که بتواند نتایج استفاده از سیستم‌های توصیه‌گر را تضمین کند، استخراج گردیده و سپس بر اساس مدل پذیرش فناوری[3] مدلی برای تطبیق با سیستم توصیه‌گر بانکی ارایه گردیده است. در مقاله‌ای تحت عنوان" عقیده‌کاوی در نقد کالا با استفاده از شبکه واژگان احساسی" روشی را برای عقیده‌کاوی در مجموعه‌ای از داده‌های

1. Content-Based Filtering
2. Artificial Intelligence (AI)
3. Technology Acceptance Model(TAM)

نقد کالا پیشنهاد داده‌اند که این روش علاوه بر طبقه‌بندی‌کردن نقدهای موجود، به استخراج ویژگی‌های کالا نیز منجر گشته‌است (برهانی زرندی، ۱۳۹۲). در پژوهشی دیگر با روشی مبتنی بر واژه‌نامه به کمی‌سازی احساسات مشتریان در خصوص ویژگی‌های یک کالا پرداخته و با بررسی و تحلیل عقاید آن‌ها سیستمی را معرفی کرده‌اند (کریمیان، ۱۳۹۱).

در مقاله‌ای تحت عنوان "فروشگاه اینترنتی هوشمند: سیستم پیشنهاددهنده مبتنی بر تحلیل رفتار کاربران" با ترکیب روش فیلترینگ همبستگی و خوشه‌بندی کاربران بر اساس ویژگی‌های جمعیت شناختی به ارایه پیشنهاد اقدام کردند (کریمی علویجه، ۱۳۹۴). آن‌ها برای پیش‌بینی امتیاز کالاهای مشاهده نشده از تاریخچه امتیازهای ثبت شده توسط کاربران به کالاهای مشاهده شده، استفاده کردند و برای ارایه پیشنهاد به کاربران تازه وارد، از خوشه‌بندی و میانگین وزن‌دار امتیازات اعضای خوشه‌ها استفاده کردند. نتایج این مقاله بیانگر این است که استفاده از اطلاعات جمعیت شناختی در کنار تاریخچه امتیاز کاربران، تاثیر روش فیلترینگ همبستگی در ارایه پیشنهاد کالا را بهبود می‌بخشد.

پژوهش‌های مرتبط با این موضوع و همچنین سایر حوزه‌های صورت پذیرفته در جدول ۱ قابل مشاهده است (سهرابی، ۱۳۹۵).

جدول ۱. پژوهش‌های صورت‌گرفته در حوزه مالی و سایر حوزه‌ها (منبع: سهرابی، ۱۳۹۵)

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 موثر 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

ردیف	سال	موضوع مورد مطالعه	مدل/ متد	دستاوردهای تحقیق
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	ارایه سیستم پیش‌بینی وضعیت مستمری‌بگیران
۶	۱۳۹۰	بخش‌بندی مشتریان بانک و تعیین استراتژی ارتباط با مشتری با استفاده از داده‌کاوی	خوشه‌بندی براساس خوشه‌بندی کامینز	خوشه‌بندی مشتریان بانکی براساس خوشه‌بندی کامینز
۷	۱۳۹۱	خوشه‌بندی مشتریان در بانکداری خرد براساس وفاداری (موردکاوی: بانک تجارت)	خوشه‌بندی فازی مشتریان بانک تجارت	خوشه‌بندی مشتریان بانک تجارت براساس مدل آر اف ام
۸	۱۳۹۱	ارایه 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	ارایه سیستم توصیه‌گر برای خرید مشتریان در فروشگاه‌های آنلاین
۹	۱۳۹۳	طبقه‌بندی مشتریان اینترنت بانک با کمک الگوریتم‌های داده‌کاوی	درخت تصمیم	ارایه سیستم پیش‌بینی‌کننده طبقات مشتریان اینترنت بانک
۱۰	۱۳۹۳	ارایه 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 درنتیجه به ارایه پیشنهاد رشته تحصیلی به فراگیران پرداخت
۱۱	۱۳۹۳	تحلیل مشکلات شعب بانک آینده در ساسر کشور با استفاده از روش داده‌کاوی	خوشه‌بندی با روش میانگین همسایه	ارایه مدل آر اف ام بر اساس تماس‌های مشتریان
۱۲	۲۰۱۷	تحلیل احساسی متن‌های کوتاه	سی‌ان‌ان- ال‌اس‌تی‌ام و بردارهای آموزش‌دیده	دستیابی به عملکردهای قابل مقایسه با پارامترهای کمتر در کاربردهای تجزیه و تحلیل

ردیف	سال	موضوع مورد مطالعه	مدل/ متد	دستاوردهای تحقیق
				احساسات
۱۳	۲۰۱۷	تجزیه و تحلیل احساسات برای بهبود محصولات و خدمات	سی‌ان‌ان	تشخیص رضایت مشتری و شناسایی فرصت‌های بهبود محصولات و خدمات
۱۴	۲۰۱۷	تحلیل احساسات توییتر	دی‌ان‌ان	رسیدگی به مقدار زیادی از داده‌های بدون ساختار
۱۵	۲۰۱۷	تجزیه و تحلیل احساسات برای سیستم توصیه در فضای ابر	آران‌ان-طبقه‌بند نایوبیز	پیشنهاددادن مکان‌هایی که نزدیک به مکان فعلی کاربر هستند با تجزیه و تحلیل نظرات مختلف و درنتیجه محاسبه امتیاز مبتنی بر آن
۱۶	۲۰۱۷	تحلیل احساسات مالی	سی‌ان‌ان- ال‌اس‌تی‌ام- آر ان ان	تجزیه و تحلیل احساسات مبتنی بر نظر
۱۷	۲۰۱۷	تجزیه و تحلیل احساسات متنی از طریق سه شبکه عصبی کانولوشن مختلف و رگرسیون سازگار متقاطع	سی‌ان‌ان	ادغام سی‌ان‌ان و ال‌اس‌تی‌ام برای استخراج ویژگی‌های جمله براساس تحلیل احساسات
۱۸	۲۰۱۸	کیفیت متنی بررسی‌های آنلاین چگونه بر عملکرد طبقه‌بندی تاثیر می‌گذارد	اس‌آران- ال‌اس‌تی‌ام- سی‌ان‌ان	تاثیر دو ویژگی متنی تاثیرگذار، یعنی تعداد کلمات و بررسی خوانایی
۱۹	۲۰۱۸	یادگیری عمیق برای تجزیه و تحلیل احساسات مالی	ال‌اس‌تی‌ام-سی‌ان‌ان	بهبود عملکرد تجزیه و تحلیل احساسات
۲۰	۲۰۱۹	تجزیه و تحلیل احساسات با رمزگذار خودکار متنوع	ال‌اس‌تی‌ام	رمزگذاری، پیش‌بینی احساسات و رمزگشایی
۲۱	۲۰۱۹	بررسی تطبیقی تحلیل احساسات مبتنی بر یادگیری	ال‌اس‌تی‌ام-سی‌ان‌ان- جی‌آر یو- رویکرد ترکیبی	استخراج منظر و طبقه‌بندی احساسات
۲۲	۲۰۱۹	تحلیل احساس بر اساس نظریه ساختار ابلاغی	ال‌اس‌تی‌ام	هدف بهبود دقت
۲۳	۲۰۱۹	تحلیل احساسات توییتر	سی‌ان‌ان	استخراج ویژگی از اطلاعات

ردیف	سال	موضوع مورد مطالعه	مدل/ متد	دستاوردهای تحقیق
				رفتاری کاربر
۲۴	۲۰۲۰	توسعه یک سیستم طبقه بندی خودکار برای فعالیت‌های اقتصادی شرکت‌های ایتالیایی	مدل ماشین بردار پشتیبان و طبقه‌بند چندمرحله‌ای	توسعه مدل جهت پیاده‌سازی در بخش تولید
۲۵	۲۰۲۱	ارایه ابزار پیش بینی‌کننده برای جلوگیری از بحران های بانکی سیستمی	رندوم فارست بر مبنای ای‌دبلیو اس	مدل سازی ماهیت چند متغیره داده‌های ارزیابی ریسک سیستماتیک

مبانی نظری

به منظور بررسی رویکردها و چارچوب های نظری کار، در این قسمت به بررسی سیستم‌های توصیه به منظور بررسی رویکردهای موجود و پیشینه نظری کار، در این بخش به بررسی روش‌های موجود و مباحث یادگیری ماشین و یادگیری عمیق و عقیده‌کاوی و آنالیز احساسات و مفاهیم موجود در سیستم‌های توصیه‌گر پرداخته شده‌است:

سیستم توصیه‌گر

سیستم‌های توصیه‌گر یکی از پرکاربردترین تکنولوژی‌های شخصی‌سازی‌شده در حوزه فناوری اطلاعات می‌باشد (Cornelis, 2007) که از یک سو سبب جلب رضایت مشتریان و از سوی دیگر سبب سودآوری و افزایش تعداد مشتریان می‌شود (Li, 2005). سیستم‌های توصیه‌گر[1] که آن‌ها را سیستم‌های پیشنهاددهنده نیز می‌نامند، اساسا به این منظور ایجاد می‌شوند تا در فرآیند جستجو یا انتخاب، گزینه‌ای را به کاربر پیشنهاد دهند و بدین‌وسیله وی را در انتخاب گزینه بهتر یاری رسانند؛ به‌گونه‌ای‌که این فرآیند برای همان کاربر، شخصی‌سازی‌شده باشد. موضوع سیستم‌های توصیه‌گر در سال‌های اخیر مورد توجه بسیاری از محققان قرار گرفته است. این مساله را می‌توان از تعداد ۸۱۵۴ مقاله‌ای که در سال ۲۰۱۹ پذیرفته شده‌اند، متوجه شد. با بررسی تعداد مقالات پذیرفته شده در مورد سیستم‌های توصیه‌گر این برداشت می‌شود که هم‌اکنون این موضوع در سیر صعودی قرار

1. Recommender System

دارد (جعفری، ۱۳۹۷).

یادگیری ماشین و یادگیری عمیق

موضوع یادگیری ماشین و یادگیری عمیق دو مقوله پرکاربرد در هوش مصنوعی می‌باشند. یادگیری عمیق یکی از اشکال تخصصی یادگیری ماشین است. در یادگیری ماشین، فرایند گردش کار با ویژگی مربوط به خود، یعنی استخراج به شکل دستی، آغاز می‌شود. سپس از این ویژگی‌ها برای ایجاد مدلی استفاده می‌شود که قادر است داده‌ها را طبقه‌بندی کند. اما در سیستم یادگیری عمیق، با یک گردش کار، ویژگی‌های مربوط به صورت خودکار استخراج می‌شود. علاوه بر این، در الگوریتم یادگیری عمیق، جایی که به یک شبکه داده‌های خام داده شود، وظیفه طبقه‌بندی داده‌ها را نیز به صورت خودکار یاد می‌گیرد و انجام می‌دهد. تفاوت دیگر، در زمینه مقیاس الگوریتم یادگیری عمیق با داده‌ها است. یادگیری ماشینی همگرا است. این نوع یادگیری به روش‌هایی اشاره می‌کند که هنگام افزودن اطلاعات، سطح معینی از عملکرد را به وجود می‌آورد. یکی از ویژگی‌های مثبت یادگیری عمیق این است که با افزایش اندازه، داده‌ها به پیشرفت خود ادامه می‌دهند (Janiesch, 2021).

عقیده‌کاوی و تحلیل احساسات

سیستم‌هایی که با استفاده از تحلیل عقاید و نظرات، تصمیم‌گیری در خصوص ارایه خدمات و کالا را تسهیل می‌کنند، سیستم‌های عقیده‌کاوی نامیده‌می‌شوند (Marrese, 2014). در مبحث عقیده‌کاوی تعیین ویژگی‌ها در عقاید مشتریان و تشخیص و رده‌بندی اطلاعات ذهنی و تعیین گرایش احساسی‌شان به فرآیند 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 ۲۰۰۱ «داس»[1] و «چن»[2] و همچنین

1. Das
2. Chen

«تونگ»[1] در مقالات جداگانه‌ای دارد. این پژوهشگران به تحلیل احساسات بازار علاقمند بودند. متعاقبا، در سال ۲۰۰۲ در مقالات انتشار یافته توسط «تورنی»[2] و «پنگ»[3] و همکاران در دیدار سالانه انجمن زبان‌شناسی رایانشی[4] و کنفرانس سالانه «روش‌های تجربی در پردازش زبان طبیعی»[5] نیز از این واژگان استفاده شد. به علاوه، «نیوشکا»[6] و «یی»[7] مقاله‌ای با عنوان «تحلیل احساسات: ثبت علاقمندی‌ها با استفاده از پردازش زبان طبیعی»[8] در سال ۲۰۰۳ منتشر کردند.

روش

این پژوهش به‌لحاظ 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 نظرات و انتقادات مشتریان در قبال خدمات استفاده شده و تجارب ثبت شده می‌باشد که با بهره‌گیری از خبرگی خبرگان بانکی و روش‌های موجود در مقالات مشابه، برگزیده شده‌است (Chen, 2008). جهت انجام این تحقیق، پس از بررسی مطالعات و تجربیات صورت‌گرفته (Garg, 2012)، ابتدا داده های 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 پیش‌پردازش‌شده در گام قبل به طور مجزا آموزش داده شده و سپس مورد آزمون قرار گرفتند. به‌منظور مستقل کردن نتیجه اعتبارسنجی از نحوه انتخاب مجموعه آموزش و آزمون، از روش‌های اعتبارسنجی متنوعی استفاده گردید. با مقایسه نتایج حاصل با در نظر گرفتن معیارهای دقت، صحت، بازیابی و معیار- اف، عملکرد مدل پیشنهادی نهایی برای

1. Tong
2. Turney
3. Pang
4. Association for Computational Linguistics (ACL)
5. Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)
6. Nasukawa
7. Yi
8. Sentiment Analysis: Capturing favorability using natural language processing

ارایه سرویس‌های متفاوت به مشتریان در قالب یک سیستم توصیه‌گر بررسی گردید. در نهایت مدل نهایی، به صورت ترکیبی از مدل‌ها با بهترین عملکرد برای ارایه سرویس‌های بانکی به مشتریان خواهد بود.

به‌منظور اجرای این پژوهش، رکوردهای داده‌های پاکسازی شده در پای‌چرم[1] که باعث کدنویسی سریع تر، و دقت بالاتر و برنامه‌نویسی هوشمند به زبان پایتون[2] می‌شود وارد می‌شود. متدولوژی مورد استفاده در این پژوهش شامل چند گام کلی گردآوری داده‌ها، تحلیل داده‌ها، مدل‌سازی، بررسی کاربر تست و درنهایت ارایه سیستم توصیه‌گر می‌باشد که جزئیات مراحل انجام کار مطابق شکل ۱ است:

شکل ۱. جزییات مراحل انجام کار

1. PyCharm
2. Python Python

جمع‌آوری داده‌ها

همان‌گونه که پیش‌تر عنوان شد، به دلیل عدم وجود سامانه انتقادات و پیشنهادات در نظام بانکی کشور و عدم دسترسی به نظرات مشتریات در چنین سیستمی، داده‌های این پژوهش از شبکه اجتماعی توییتر به‌عنوان یک فضای عمومی با انواع و اقسام محتویات موضوعی که بستری را در اختیار افراد قرار داده تا نظرات خود را در هر زمینه‌ای آزادانه بیان کنند، در قالب هشتگ‌هایی با عناوین خدمات بانکی استخراج گردیدند. در این مرحله با استخراج هشتگ‌ها و کلیدواژه‌های مربوط به خدمات بانکی بر اساس نظرخبرگان که به عنوان دانه[1] برای سیستم خزنده[2] محسوب می‌شوند، اطلاعات هریک از هشتگ‌ها استخراج و عمل تحلیل احساسات صورت می‌پذیرد (روحانی، ۱۳۹۷). در تحلیل احساسات به‌دنبال نظر یا عقیده افراد درباره آن خدمات بانکی هستیم که با ترکیب سه نوع مدل سازی، محاسبه می‌شود. به این منظور برای گردآوری اولیه داده از خزشگرها استفاده کردیم. سیستم‌های خزنده برای اینکه بتوانند صفحات مختلف و جامعی از اینترنت را خزش کنند، نیاز به یکسری آدرس‌های ابتدایی دارند که با عنوان دانه[3] شناخته می‌شوند (Liu, 2005). در این قسمت یکسری کلیدواژه‌ها و هشتگ‌ها توسط خبره به‌عنوان خوراک[4] برای سیستم خزنده[5] تهیه می‌شود. نمونه‌ای از این خوراک‌ها به صورت زیر می‌باشند:

#وام_ازدواج، #وام_مسکن، #وام_خودرو #وام_تعمیرات

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

استخراج اطلاعات مربوط به هر کدام از هشتگ‌ها

در این قسمت برای هر کدام از هشتگ‌ها، توییت‌هایی که حاوی آن هشتگ هستند را

1. Seed
2. Crawler
3. Seed
4. Feed
5. Crawler

استخراج می‌کنیم و اطلاعات مرتبط با توییت شامل پست[1]، نویسنده[2]، علاقمندی کاربر[3] و توییت دوباره کاربر[4] استخراج می گردد. این اطلاعات برای هر کدام از هشتگ‌ها استخراج شده و برای پردازش‌های بعدی ذخیره می‌شوند.

تحلیل احساسات برای توییت‌ها

در این قسمت برای هرکدام از توییت‌هایی که در مراحل قبلی استخراج شده‌اند، عملیات تحلیل احساسات انجام می‌شود. 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 (زارعی، ۱۳۹۵). همچنین میزان مخالفت و موافقت را نیز به صورت یک نمره در بازه [۲+ , ۲-] نمایش می‌دهیم که۲+ بیانگر موافقت زیاد و ۲- بیانگر مخالفت زیاد می‌باشند. اگر توییت حاضر هیچ میزان حسی دربر نداشت، نمره مربوط به تحلیل احساسات آن مقدار صفر (۰) خواهد بود.

استخراج اطلاعات مربوط به افراد

در این مرحله آی‌دی های کل کاربران را در یک مخزن داده جمع‌آوری می‌کنیم (Jin, 2016) تا در ادامه بتوانیم برای هر کدام از کاربران، اطلاعاتشان را جداگانه استخراج کنیم. اطلاعات این مجموعه کاربران به صورت جداگانه خزش می‌شوند تا اطلاعات بیشتری از هر کاربر ذخیره شود.

استخراج اطلاعات برای هر کاربر

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

۱. متن کل توییت‌های یک کاربر

1. Post
2. Author
3. Userlikes
4. UserRetweet

ما در اینجا برای هر کاربر لیست توییت‌هایی که زده است در یک مدت معلوم (۳ ماه آخر پست‌گذاری فرد در توییتر) را استخراج می‌کنیم. داده‌ای که جمع‌آوری می‌شود، متن توییت می‌باشد. متن توییت برای هر کاربر شامل متن توییت و آی‌دی کاربر می‌باشد.

۲. استخراج دنبال‌شونده برای هر کاربر

در این مرحله برای هر کاربر لیست کل کاربران دنبال‌شونده آن را استخراج می‌کنیم، که شامل آی‌دی دنبال‌شوندگان و آی‌دی کاربر می‌باشد. برای هر کاربر (آی‌دی کاربر) لیست کاربرانی آورده می‌شوند که جزء دنبال‌شوندگان آن کاربر می‌باشند.

۳. استخراج دنبال‌کننده برای هر کاربر

در این قسمت نیز برای هر کاربر، لیست کل کاربران دنبال‌کننده آن را استخراج می‌کنیم، که شامل شامل آی‌دی دنبال‌شوندگان و آی‌دی کاربر می‌باشد. برای هر کاربر (آی‌دی کاربر) لیست کاربرانی آورده می‌شوند که جزء دنبال‌کنندگان آن کاربر می‌باشند.

آماده‌سازی داده‌های آموزشی

در این قسمت برای هر کاربر آموزشی سه مدل‌سازی ارایه می شود که در ادامه هر کدام را تشریح می‌گردد. در ابتدا مفهوم کاربر آموزشی بیان می شود.

کاربر آموزشی: هر کدام از کاربرانی که در مرحله ۲ بدست آمده اند، جزو کاربران آموزشی می‌باشند.

مدل‌سازی زبانی[1]

با توجه به متن پست‌های هر کاربر، ما برای آن کاربر یک مئل زبانی می‌سازیم که می‌تواند صحبت‌هایی[2] که آن کاربر ارایه داده‌است را مدل‌سازی کند (Chao Ma, 2015).

مدل زبانی که در این نوشتار استفاده می‌شود، مدل زبانی کیف کلمات[1] می‌باشد. در این مدل زبانی مجموعه لغات به همراه تعداد تکرار آن‌ها برای توییت‌های یک کاربر

1. Language Model (LM)
2. Tweet

استخراج می‌شود. بنابراین برای هر کاربر، با توجه به توییت‌های آن، مدل زبانی استخراج می‌شود.

مدل‌سازی رابطه‌ای[۲]

در این مرحله با توجه به اطلاعات دنبال‌کنندگان و دنبال‌شوندگان، برای هر کاربر یک مدل‌سازی رابطه‌ای استخراج می‌گردد. در این مدل رابطه‌ای، میزان رابطه بین هر دو کاربر استخراج می‌شود.

برای استخراج مدل‌سازی رابطه‌ای، باید گرافی از کاربران ایجاد شود. در این گراف ارتباطات میان کاربران نهادینه می‌شود و می‌توانیم قدرت ارتباطات بین کاربران را با استفاده از فاصله بین کاربران در گراف تولید شده بدست بیاوریم. نمونه‌ای از این مورد در جدول ۲ قابل مشاهده است.

جدول ۲. 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[۳] از رابطه زیر استفاده می‌شود.

$$\mathrm{Re}lation_score = \frac{1}{Path_step}$$

فرمول ۱: محاسبه نمره ارتباط

1. Bag-of-word (BoW)
2. Relational Model
3. Relation score

منظور از گام مسیر[1]، تعداد گام‌هایی(یال‌هایی) است که باید از مبدا طی شود تا به گره مقصد برسیم. در این قسمت برای سهولت ارتباط، ما ارتباطات دنبال‌کننده و دنبال‌شونده را مثل هم در گرافی بدون جهت در نظر گرفته می شود.

مدل‌سازی عقیده‌ای[2]

در این گام برای هر کاربر آموزشی، در مورد توییت‌های خدمات بانکی، یک نمره احساسات[3] در نظر می‌گرفته می شود.

الف) کاربر آموزشی نویسنده:

برای هر توییت خدمات بانکی، نمره احساسات آن استخراج می گردد. این امتیاز دربازه [۲+ ,۲−] می‌باشد. از این امتیاز به عنوان نمره احساسات نویسنده[4] نیز استفاده می شود.

ب) کاربر آموزشی لایک‌کننده:

نمره احساسات برای این کاربران به صورت زیر بدست می‌آید:

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

فرمول ۲: محاسبه نمره احساسات برای لایک

در این نوشتار α را ۰/۳ در نظر گرفته می شود.

ج) کاربر آموزشی ری‌توییت:

Sentiment-score برای این کاربران به صورت زیر بدست می‌آید:

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

فرمول ۳: محاسبه نمره احساسات برای ری‌توییت

1. Path_step
2. Opinion model
3. Sentiment Score
4. Author-SentimentScore

β در این نوشتار ۰/۵ در نظر شده است.

بدین طریق برای هر کدام از کاربران آموزشی، مدل عقیده‌ای انجام شد.

در نهایت برای هر کاربر جدول ۳ تشکیل گردید.

جدول ۳. نمونه‌ای از اطلاعات یک کاربر

مدل عقیده‌ای	نمره احساسات کاربر	نقش	نمره احساسات توییت	خدمات بانکی	آی‌دی کاربر
Sum (+1+0.6-0.5) =+1.1	+۱	نویسنده	+۱	توییت۱	@u
	+۰/۶	لایک	+۲	توییت۲	
	−۰/۵	ری‌توییت	−۱	توییت۳	

بدین‌صورت برای هر کدام از کاربران، مدل عقیده‌ای ساخته شد.

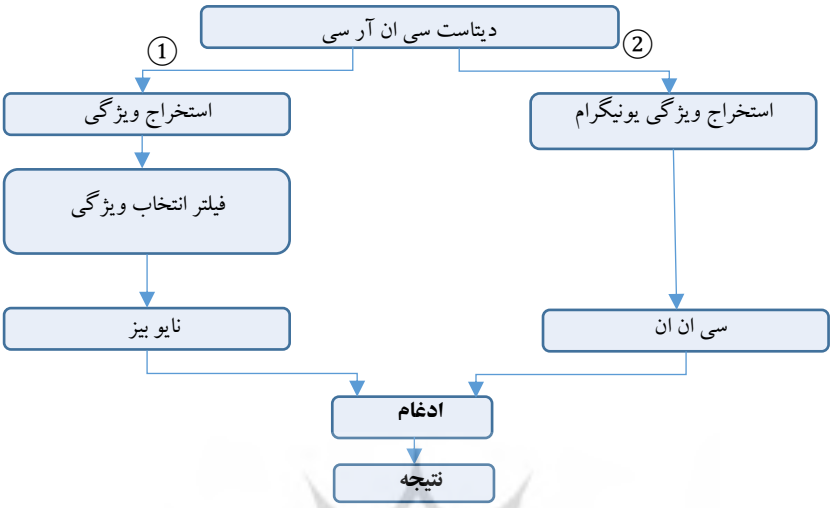
سپس مدل‌سازی عقیده‌ای برای هر کاربر استخراج می‌شود. در نهایت به عنوان خروجی کار برای لیست آی‌دی‌های کاربران آموزشی ارایه خواهد شد:

جدول ٤. نمونه‌ای از اطلاعات یک کاربر

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

محاسبات کاربر تست

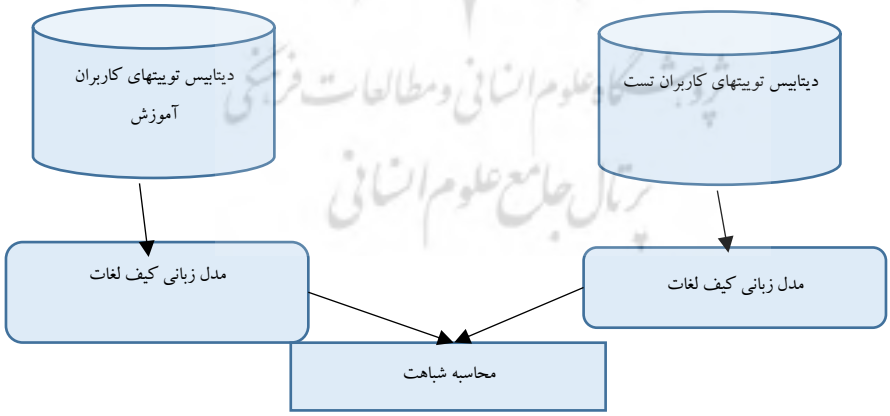
برای هر کاربر تست مجموعه توییت‌هایی که نوشته است استخراج می‌گردد و در چند مرحله بررسی می‌شود که به کدام کاربر آموزشی شباهت دارد. خلاصه فاز تحلیل احساسات در شکل ۲ قابل مشاهده است.



شکل ۲. فاز تحلیل احساسات

I. بررسی میزان شباهت بر اساس مدل‌سازی زبانی:

در این قسمت برای هر کاربر تست، یک مدل زبانی براساس توییت‌هایی که نوشته است بدست می‌آید. سپس این مدل زبانی را با مدل‌های زبانی همه کاربران آموزشی مقایسه می‌گردد و درصد شباهت استخراج می‌شود.



شکل ۳. استخراج درصد شباهت

از آنجاییکه برای هر کاربر یک بردار[1] برای مدل‌سازی زبانی‌اش می‌سازیم، جهت مقایسه میزان شباهت کاربر آموزشی با کاربر تست، از معیار شباهت کسینوسی[2] استفاده می‌کنیم که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

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

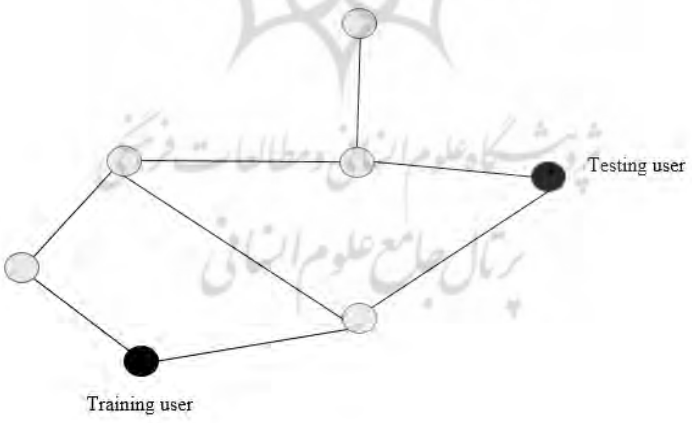
فرمول ٤: محاسبه شباهت کسینوسی

که n تعداد کل لغات می‌باشد. A_i تعداد تکرار لغت i در مدل زبانی A می‌باشد.

بدین ترتیب امتیاز شباهت زبانی بین کاربر تست با هر کدام از کاربران آموزشی استخراج می‌شود.

II. بررسی میزان شباهت بر اساس مدل‌سازی رابطه‌ای

با توجه به اطلاعات دنبال‌شوندگان و دنبال‌کنندگان کاربران آموزشی و کاربر تست، گراف رابطه برای هر کدام استخراج می‌گردد.



شکل ٤. گراف ادغام شده از گراف رابطه کاربر تست و آموزشی

1. Vector
2. Cosine Similarity

برای هر کاربر آموزشی و کاربر تست، همانند شکل فوق گراف‌های رابطه آن‌ها با هم ادغام می‌شود؛ سپس بررسی می‌گردد که فاصله بین کاربر تست با کاربر آموزشی چه مقدار است.

اگر مسیری بین کاربر تست و آموزشی وجود نداشته باشد، میزان شباهت رابطه‌ای این دو، صفر در نظر گرفته می شود. اما اگر مثلا مسیری با طول ۲ موجود باشد، میزان شباهت رابطه ای ۰/۵ خواهد بود. فرمول بدست‌آوردن شباهت رابطه‌ای در قسمت آماده‌سازی داده های آموزشی آمده‌است.

III. پیشنهاد دادن خدمت بانکی به کاربر تست

بر اساس دو ضریب شباهت I و II و با توجه به مدل‌سازی عقیده‌ای کاربران آموزشی (اینکه به هر کدام از خدمات بانکی چه نظری دارند)، یکی از خدمات بانکی را به کاربر تست پیشنهاد می‌دهیم. این پیشنهادات با یک ضریب اطمینان[1] همراه خواهد بود.

که مقدار $S_{t,u}$ از رابطه زیر بدست می آید:

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

فرمول ۵: محاسبه شباهت نهایی

در جدول بالا، میزان شباهت نهایی، بین کاربر تست با هر کدام از کاربران آموزشی بدست می‌آید.

سپس میزان اطمینان برای پیشنهاددادن یک خدمت بانکی به کاربر تست مطابق رابطه زیر بدست می‌آید:

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

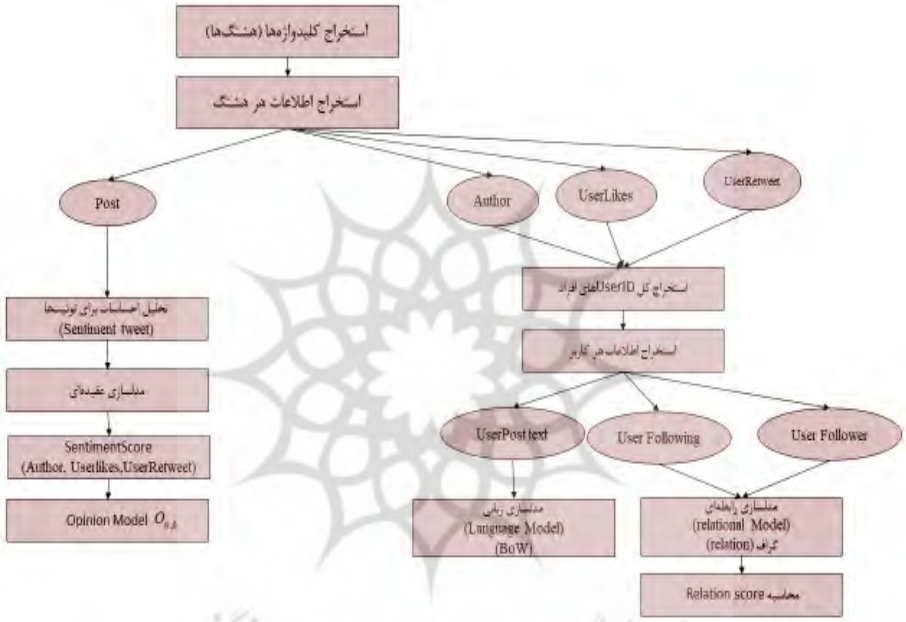
فرمول ٦: محاسبه میزان اطمینان

در رابطه فوق، $Conf_{t,B}$ بیانگر میزان اطمینان برای پیشنهاددادن خدمت بانکی به کاربر تست است. $O_{u,B}$ بیانگر میزان مدل‌سازی عقیده‌ای کاربر آموزشی، نسبت به خدمت بانکی می‌باشد. $S_{t,u}$ نشان‌دهنده میزان شباهت بین کاربر تست با کاربر آموزشی می‌باشد.

1. Confidence

بدین‌ترتیب برای هر کاربر، میزان اطمینان برای پیشنهاددادن هر کدام از خدمات بانکی به دست می‌آید.

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



شکل ۵. فلوچارت روش پیشنهادی

در این پژوهش براساس مطالعه روش‌های پیشین و درنظرگرفتن 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 ارایه شده، استفاده گردید.

جدول ٤. نمونه‌ای از خروجی ارزیابی دقت سیستم پیشنهادات خدمات بانکی

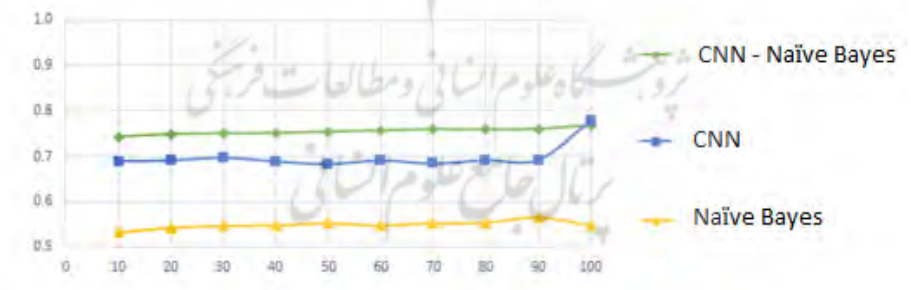
مجموعه داده	TP	TN	FP	FN	دقت
آموزشی	۳۱۵	۱۷۲	۷۵	۴۵	۰/۸۰
آزمایشی	۹۲	۳۳	۴۷	۳۰	۰/۶۱

نتایج ارزیابی نهایی روش انتخابی به شرح ذیل می باشد.

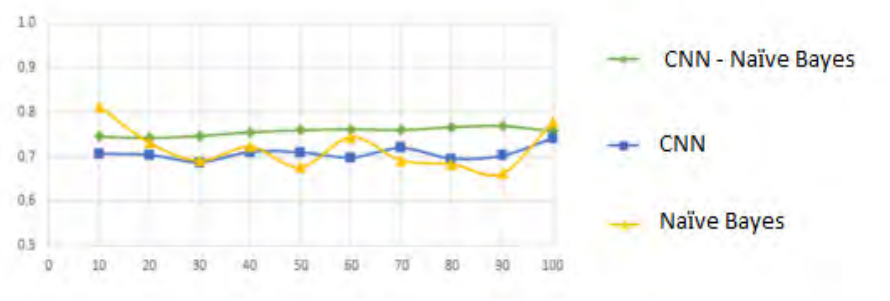
جدول ۵. نتایج اعمال اعمال نایوبیز و سی ان ان و مدل پیشنهادی

مدل	صحت	فراخوانی	معیار-اف	دقت
نایو بیز	۰/۸۹۷۹۳۰۹۱	۰/۹۵۰۷۷۲۵۳	۰/۹۳۷۲۰۹۸۰	۰/۹۱۷۵۹۰۷۶
سی ان ان	۰/۹۰۳۷۳۴۳۹	۰/۹۵۰۸۶۳۹۸	۰/۹۴۰۶۴۵۴۳	۰/۹۲۲۸۴۶۸۲
سی ان ان – نایوبیز	۰/۹۰۴۵۱۶۲۴	۰/۹۵۹۲۴۸۲۱	۰/۹۴۰۵۹۶۴۶	۰/۹۳۰۶۱۴۳۶

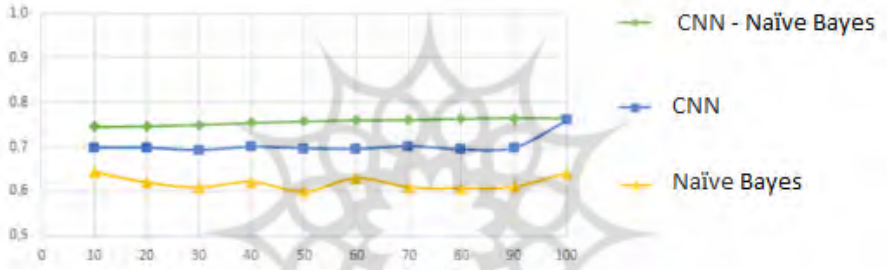
همانگونه که در جدول ۵ بیان شده است و با نیم‌نگاهی به نتایج تحقیقات مشابه و متدهای استفاده شده، این نتیجه حاصل گشت که ترکیبی از روش‌های سی ان ان و نایوبیز، نتایج قابل استنادتری را به دنبال خواهد داشت. تایید این مساله نتایج به دست آمده در قالب چهار معیار دقت، صحت، فراخوانی و معیار-اف با ترکیب روش‌های سی ان ان و نایوبیز نسبت به هر یک از این دو مدل به صورت تک و مجزا می‌باشد. ارزیابی مذکور در ادامه تصاویر ذیل قابل مشاهده می‌باشد.



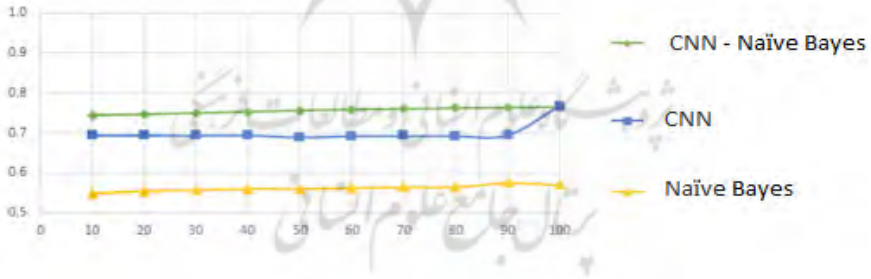
شکل ۷. میزان صحت برای نتایج اعمال نایوبیز و سی ان ان و مدل پیشنهادی



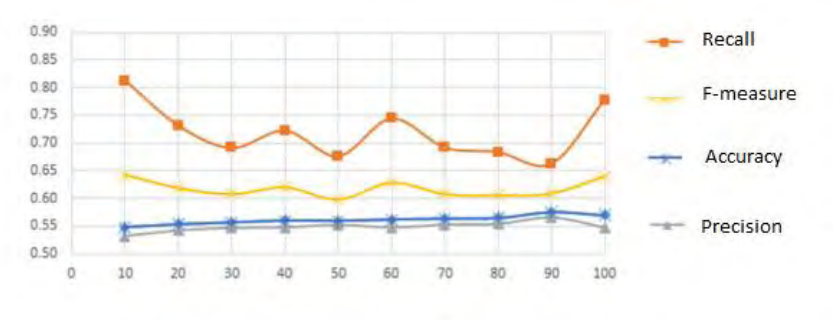
شکل ۸. میزان فراخوانی برای نتایج اعمال نایوبیز و سی ان ان و مدل پیشنهادی



شکل ۹. میزان معیار-اف برای نتایج اعمال نایوبیز و سی ان ان و مدل پیشنهادی



شکل ۱۰. میزان دقت برای نتایج اعمال نایوبیز و سی ان ان و مدل پیشنهادی



شکل ۱۱. مقایسه تمامی معیارهای ارزیابی برای نتایج اعمال نایوبیز و سی ان ان و مدل پیشنهادی

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

بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش جهت ارایه مناسبترین خدمات شخصی‌سازی شده به مشتریان و به دنبال آن افزایش سطح رضایت مشتریان، مدل نهایی به‌صورت ترکیبی از مدل‌سازی زبانی، عقیده‌ای و رابطه‌ای بهترین عملکرد را در مقایسه با روش‌ها و موارد موجود بررسی شده، حاصل گردید. کارکرد این مدل بدین ترتیب است که با بررسی عقاید ثبت شده در شبکه اجتماعی توییتر و از طریق استخراج هشتگ‌های منتخب مربوط به خدمات بانکی، میزان علاقه و نوع احساسات (موافق، مخالف، ممتنع) افراد در خصوص خدمات یادشده بررسی گردید، سپس با محاسبه نمره احساسات و یافتن مشابهات، بهترین و مناسبترین خدمت بانکی در قالب یک سیستم توصیه‌گر با ترکیبی از روش‌های سی ان ان و نایوبیز، پیاده‌سازی و به افراد ارایه گردید. درحقیقت این سیستم با هدف مرتفع سازی نیازهای مشتریان و حفظ آنان در فضای کسب‌وکاری موجود از طریق ارایه مناسب‌ترین خدمت، و با بهره‌گیری از روش ترکیبی نوین ذکرشده حاصل گردید و با معیارهای مرسوم ارزیابی و صحه‌گذاری شد. این نتیجه حاکی از آن است که با بالاترین میزان دقت و کمترین خطا این پیشنهادات به مشتریان ارایه گردید که نشان از قابلیت این سیستم جهت بهره‌برداری در

فضای حقیقی کسب‌وکار را داراست.

این سیستم که آمادگی کمک به مدیران جهت اتخاذ تصمیم‌های مدیریتی در حوزه خدمات را دارا می‌باشد، 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 نمود. مسایلی که تا کنون به طور جداگانه مورد بررسی قرار گرفته اند، به عنوان راهگشای این پژوهش مورد استفاده قرار گرفتند. این مقاله با بررسی روش‌های موجود، یکی از رویکردهای مناسب برای ارایه خدمات شخصی سازی شده به مشتری را ارایه کرد. در مطالعه موردی در نظر گرفته شده در این پژوهش، یک مدل پیشنهاد دهنده به مشتری ایجاد و سپس با یک روش برای تولید خدمات شخصی سازی شده به منظور افزایش رضایت و حفظ مشتریان، توسعه داده شد. لازم به ذکر است که اقدامات 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 علایق مشتریان هر دسته انتخاب شد و به عنوان پایه سیستم پیشنهادی در اختیار سایر گروه های مشتریان قرار گرفت.

نتایج حاصل با حداقل انتظارات تقریبا مشابهت داشت. در حقیقت، 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 خواهد داشت. همچنین این سیستم در بانک‌ها و موسسات دیگر نیز قابلیت پیاده‌سازی و تحلیل نتایج را دارد. لذا از این سیستم می‌توان در حوزه‌های بازاریابی و سایر حوزه‌های مالی و غیرمالی نیز بهره گرفت. همچنین برای افزایش کارایی این سیستم می‌توان در پژوهش‌های آتی با استفاده از روش‌های بلادرنگ جهت ارایه خدمات، به طراحی این سیستم مبادرت ورزید. علاوه بر موارد مذکور، درصورت به کار بردن سیستم انتقادات و پیشنهادات حقیقی در سازمان‌ها و سیستم‌های خدماتی مانند نظام بانکی کشور، می‌توان این سیستم را در فاز واقعی‌تر و با داده‌های مناسب و قابل استنادتر پیاده‌سازی نمود.

تعارض منافع

تعارض منافع وجود ندارد.

سپاسگزاری

ازحامیان معنوی این پژوهش که در تهیه این اثر مرا یاری نمودند، سپاسگزارم.

ORCID

Mehregan Ghobakhloo **http://orcid.org/0000-0001-9779-1782**

Ali Rajabzadeh Ghatari **http://orcid.org/0000-0002-8470-3568**

Abbas Toloie Eshlaghy **http://orcid.org/0000-0001-6050-1016**

Mahmood Alborzi **http://orcid.org/0000-0001-6619-992X**

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

منابع

آسوشه، عباس؛ باقرپور، ساناز؛ یحیی پور، نجمه. (۱۳۸۷). توسعه مدل‌هایی برای انطباق سیستم توصیه‌گر، مورد مطالعه خرده‌فروشی و خدمات بانکی در ایران.*معاملات WSEAS در تجارت و اقتصاد*. (۵)۵، ۱۸۹-۲۰۰.

بحرینی زاده، منیژه؛ اسماعیل پور، مجید؛ کبوتری، جمال الدین. (۱۳۹۶). ارزیابی و رتبه بندی مولفه های کیفیت خدمات الکترونیک موثر بر رضایتمندی و قصد استفاده مشتریان. *مطالعات مدیریت کسب و کار هوشمند*. (۲۲)۶، ۴۹-۷۴. doi: 10.22054/ims.2018.8520

برهانی زرندی، سمیه؛ نیک نفس، علی اکبر؛ محمدی، مجید. (۱۳۹۲). *عقیده کاوی در نقد کالا با استفاده از شبکه واژگان احساسی*. دومین کنفرانس ملی مهندسی صنایع و سیستم ها. COI: NIESC02_082

جعفری نایمی‌پور. نیما. (۱۳۹۷). سیستم‌های توصیه‌گر: مروری نظام‌مند از وضعیت ادبیات و پیشنهادات برای تحقیقات آینده. *مجله بین‌المللی سایبرنتیک*، سیستم‌ها و علوم مدیریت. (۵)۴۷، ۹۸۵-۱۰۱۷.

روحانی. سعید، زندوکیلی. رامین، انصاری، منوچهر. (۱۳۹۷). طراحی و ایجاد سامانه توصیه‌گر برچسب محور بر مبنای شبکه‌های عصبی عمیق. *پژوهش‌های نوین در تصمیم‌گیری*. (۲)، ۱۵۵-۱۷۴.

زارعی، عظیم. (۱۳۹۵). طراحی مدل ساختاری ریزش مشتری در بانک‌های دولتی (مورد مطالعه: بانک‌های منتخب دولتی شهر سمنان). *پژوهش‌های مدیریت در ایران*. (۱)۲۱، ۱۵۱-۱۷۶ doi:10.30473/JSM.2019.45341.1314

سلیمانی روزبهانی. فاطمه، رجب‌زاده قطری، علی. رادفر، رضا. (۱۳۹۸). کشف دانش از مطالعات بیش از یک دهه بر روی سیستم‌های کلان داده حوزه سلامت . *فصلنامه کلان داده*. ۶، ۱-۱۵.

سهرابی. بابک، رئیسی وانانی. ایمان، زارع میرک آباد، فائزه. (۱۳۹۵). طراحی سیستم توصیه‌گر به منظور بهینه‌سازی و مدیریت تسهیلات بانکی بر مبنای الگوریتم‌های خوشه‌بندی و طبقه-بندی تسیهلات. *پژوهش‌های نوین در تصمیم‌گیری*. (۲) ۱ ، ۵۳-۷۶.

کریمی علویجه. محمدرضا؛ عسگری. شیوا؛ پرسته سیروان. (۱۳۹۴). فروشگاه اینترنتی هوشمند: سیستم پیشنهاددهنده مبتنی بر تحلیل رفتار کاربران. *فصلنامه مدیریت فناوری اطلاعات*. ۷(۲)، ۳۸۵-۴۰۶. doi: 10.22059/jitm.2015.53884

کریمیان. سمانه؛ کارگر. محمدجواد. (۱۳۹۴). *کمی سازی گرایش احساسی نظرات متنی فارسی مشتریان بر روی ویژگی های کالا در وب*. اولین کنفرانس بین المللی وب پژوهی.

References

Chen Y.-L. and Cheng L.-C. (2008). A novel collaborative filtering approach for recommending ranked items", *Expert systems with applications.* vol. 34. 2396-2405. doi.org/10.1016/j.eswa.2007.04.004

Chao Ma., Xun Liang. (2015). Online mining in unstructured financial information. *An empirical study in bulletin news*. DOI: 10.1109/ICSSSM.2015.7170151

Cornelis C., Lu J., Guo X., and Zhang G. (2007). One-and-only item recommendation with fuzzy logic techniques. *Information sciences.* j.ins.07.001. vol. doi:10.1016. doi.org/10.1016/j.ins.2007.07.001

Garg, R., Rahman, Z., Qureshi, M., & Qumar, I. (2012). Identifying and ranking critical success factors of customer experience in banks: An analytical hierarchy process (AHP) approach. *Modeling in Management.* 201-220. DOI: 10.1108/17465661211242813

Janiesch, C., Zschech, P. & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *ElectronMarkets*. doi:10.1007/s12525-021-00475-2

Jin, J., P. Ji and R. Gu. (2016). Identifying comparative customer requirements from product online reviews for competitor analysis. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 49. 61-73. doi.org/10.1016/j.engappai.2015.12.005

Kangas, S. (2002). *Collaborative filtering and recommendation systems*. in: VTT information technology. Espoo: VTT.

Kim, Y. S., Yum, B. J., Song, J. & Kim, S. M. (2005). Development of a recommender system based on navigational and behavioral patterns of customers in e-commerce sites", *Expert Systems with Applications*. 28(1). 381-393. doi.org/10.1016/j.eswa.2004.10.017

Kompan, M. & Bieliková, M. (2010). *Content-based news recommendation. International Conference on Electronic commerce and web technologies (EC-Web 2010).* University of Deusto, Bilbao. DOI: 10.1007/978-3-642-15208-5_6

Li Y., Lu L., and Xuefeng L. (2005). A hybrid collaborative filtering method for multiple-interests and multiplecontent recommendation in E-

Commerce. *Expert systems with applications*. vol. 28. 67-77. doi.org/10.1016/j.eswa.2004.08.013

Liu, B., M. Hu and J. Cheng. (2005). Opinion observer: analyzing and comparing opinions on the Web", Proceedings of the 14th international conference on World Wide Web. Chiba, Japan, *ACM*. 342-351. DOI:10.1145/1060745.1060797

Marrese-Taylor, E., J. D. Velásquez and F. Bravo-Marquez. (2014). A novel deterministic approach for aspectbased opinion mining in tourism products reviews. *Expert Systems with Applications* 41(17). 7764-7775. doi.org/10.1016/j.eswa.2014.05.045

Martín-Guerrero, J. D. & Lisboa, P. J. & Soria-Olivas, E. & Palomares, A. & Balaguer, E. (2007). An approach based on the Adaptive Resonance Theory for analyzing the viability of recommender systems in a citizen Web portal". *Expert Systems with Applications*. 33(3). 743-753. doi.org/10.1016/j.eswa.2006.06.013

Miles, M.B.& Hubermn, A.M. (2017). *Qualitative Data Analysis – A Source of New Methods.* California. Sage.

Wang, Z., Sun, L., Zhu, W., Yang, S., Li, H. & Wu, D. (2013). Joint social and content recommendation for user-generated videos in online social network. *IEEE Transactions on Multimedia*. 15(3). 698-709. DOI: 10.1109/TMM.2012.2237022

Xiaoming Yang Peng Tian Zhen Zhang. (2019). *A Comparative Study on Several National Customer Satisfaction Indices (CSI) Aetna School of Management,Shanghai Jiao Tong University.* Shanghai. P.R.China.p2 Corpus ID: 202588018

Yin, D. & Hong, L. & Davison, B. D. (2011). Structural link analysis and prediction in microblogs. Proceedings of the 20th ACM international conference on Information and knowledge management. *Glasgow*. 24-28. doi.org/10.1145/2063576.2063743

References [In persian]

Asosheh, A., Bagherpour, S. Yahyapour, N. (2008). Extended acceptance models for recommender system adaption, case of retail and banking service in Iran. *WSEAS transactions on business and economics*. 5(5). 189-200.

Bahrinizadeh, M., Esmailpour, M., Kaboutari, J. (2017). Evaluating and Ranking the Quality Components of E-Services Affecting Customer Satisfaction and Intent. *Journal of Busines Intelligence Management Studies.* 6 (22), 49-74. doi: 10.22054 / ims.2018.8520

Borhani Zarandi, S., Niknafas, Mohammadi. (2013). *Opinion mining in product review by using emotional vocabulary*. 2nd national

conference on Industrial & Systems Engineering. Islamic Azad University of Najafabad. COI: NIESC02_082

Jafari Navimipour, N. (2018), "Recommender systems: A systematic review of the state of the art literature and suggestions for future research", *Kybernetes*, (5) 47, 985-1017.

Karimi Alavije, M., Askari, S. & Parasite, S. (2015). Intelligent Online Store: User Behavior Analysis based Recommender System. *Journal of Information Technology Management.* 7(2). 385-406. doi: 10.22059/jitm.2015.53884

Karimian, S., Karegar, M. (2012). *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.

Rouhani S., Zandvakili R., Ansari M, (2018). Design and Implementation of a Tag-oriented Recommender System Based on Deep Neural Networks. *Journal of Modern Research in Decision Making* (3) 2.155-174.

Sohrabi, B., Raeesi Vanani, I., Zareh Mirkabad, F. (2016). Designing a Recommender System for Optimizing and Managing Bank Facilities through the Utilization of Clustering and Classification Algorithms. *Modern Research in Decision Making*. 1(2). 53-76.

Soleimani-Roozbahani F., Rajabzadeh Ghatari A., Radfar R. (2018). 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. pages.8

Zarei A. (2015). Developing a Structural Model for Customer Churn in Governmental Banks: Case of Semnan Governmental Banks. *Journal of Management Research in Decision Making.* Vol. (21)1. 151-176. DOI:10.30473/JSM.2019.45341.1314

استناد به این مقاله: قباخلو، مهرگان.، رجب‌زاده قطری، علی.، طلوعی اشلقی، عباس.، البرزی، محمود. (۱۴۰۱). طراحی سیستم پیشنهاد بانکی فردی با استفاده از تجزیه و تحلیل احساسات در رسانه‌های اجتماعی ، *مطالعات مدیریت کسب وکار هوشمند*، ۱۰(۳۹)، ۲۵۷-۲۸۹.

DOI: 10.22054/IMS.2021.59775.1932

Journal of Business Intelligence Management Studies is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License..

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی