طراحی مدل تخصیص خدمات بانکی

نازنین کاشانی نیکو [*]
مهناز ربیعی [**]
کیامرث فتحی هفشجانی [***]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۲/۱۲
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۹/۲۴

چکیده

امروزه نحوه‌ی تعامل سازمان ها و بخصوص بانک ها با مشتریان در قالب مدیریت ارتباط با مشتری (CRM) به طور قابل توجهی تغییر یافته است. بر این اساس هدف تحقیق حاضر تبیین مدل ارتباط با مشتریان با رویکرد سیستم های بیزین-توصیه گر فازی است. تحقیق حاضر از نظر مخاطب، کاربردی، از نظر هدف، اکتشافی و از نظر زمانی در دسته تحقیقات مقطعی می باشد. در این مطالعه اطلاعات ۹۸۶۰۴ مشتری بررسی شده است. در این تحقیق از ۳ رویکرد داده‌کاوی، فازی، میانگین‌گیری بیزین غیر خطی بهره گرفته شده است. در این تحقیق اطلاعات ۲۲ شاخص مرتبط با مشتریان وارد مدل های بیزین غیر خطی (BMA، TVP-DMA و TVP-DMS)، گردید. بر اساس میزان خطا، مدل BMA از بالاترین دقت برخوردار بود. بر اساس نتایج بدست آمده، متغیرهای موجودی حساب؛ مجموع مانده سپرده ها؛ مجموع مانده کل تسهیلات جاری و حجم تراکنش های مالی به عنوان متغیرهای غیر شکننده شناسایی شدند. در ادامه بر اساس نتایج، رویکرد C-MEANS نسبت به K-MEANS از دقت بالاتری برخوردار است. بر اساس رویکرد C-MEANS، ۱۶ خوشه شناسایی گردیدند و ویژگی‌های هر ۱۶ خوشه مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. بر اساس نتایج اکثر متغیرها تأثیر مثبت و معناداری بر وضعیت هر خوشه دارند.

واژگان کلیدی: خدمات بانکی، مدیریت ارتباط با مشتریان، خوشه‌بندی فازی، داده‌کاوی.

* دانشجوی دکتری، گروه مدیریت فناوری اطلاعات، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
** گروه اقتصاد، مرکز تحقیقات مدل‌سازی و بهینه سازی علوم مهندسی، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران، (Mahnaz.rabiei@yahoo.com)
*** گروه مدیریت صنعتی، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

مقدمه

صنعت بانکداری به دلیل سیستم‌های اطلاعاتی و فناوری‌های نوآورانه‌اش شناخته شده است (کینگی[۱] و همکاران، ۲۰۲۲). ظهور اینترنت به بانک ها کمک کرده تا حجم وسیعی از داده‌ها را جمع‌آوری و استفاده کنند (ویدال[۲] و همکاران، ۲۰۲۰). مدیران بانک‌ها به تدریج متوجه شدند که اطلاعات و داده‌ها یکسان نیستند (تئودوریدیس[۳] و همکاران، ۲۰۲۲). داده ها قبل از تبدیل شدن به اطلاعات معنی دار و قابل استفاده در تصمیم‌گیری باید تجزیه و تحلیل شوند (زین العابدین[۴] و همکاران، ۲۰۲۳). یکی از مهم‌ترین مدل‌های طبقه‌بندی مشتریان بانک، مهندسی ویژگی است که فرآیند تبدیل داده‌های خام به ویژگی‌های جدید و انتخاب بهترین ویژگی‌ها است (لیو و همکاران[۵] ۲۰۲۲؛ یوان و همکاران[۶] ۲۰۲۲؛ اسلام و همکاران[۷] ۲۰۲۲).

اخیراً، تکنیک‌های مختلف دانش‌کاوی و داده‌کاوی برای کشف اطلاعات پنهان در مورد رفتار مشتری مورد استفاده قرار گرفته اند (کالایوانی و سوماتی[۸] ۲۰۱۹؛ دی کاینی و همکاران[۹] ۲۰۲۰؛ جین و همکاران[۱۰] ۲۰۲۱؛ چن و همکاران[۱۱] ۲۰۲۱؛ آلام و همکاران[۱۲] ۲۰۲۱). کشف دانش به تصمیم‌گیری در بسیاری از زمینه‌های تحقیقاتی کمک کرده است. دانش‌کاوی می‌تواند خدمات بانکی را برای مشتریان قابل قبول‌تر و قابل اعتمادتر نماید (کلرکین و هانسون[۱۳] ۲۰۲۱؛ برگگرون و همکاران[۱۴] ۲۰۲۰).

روش‌های مختلف طبقه‌بندی مبتنی بر یادگیری ماشین برای استخراج دانش در مورد مشتریان بانک‌ها استفاده می‌شوند؛ تا بتوانند مشتریان ارزشمند را شناسایی کرده و از ریزش آن‌ها جلوگیری کنند. امین و همکاران[۱۵] (۲۰۱۹)، از روش (NB[۱۶]) برای پیش‌بینی ریزش مشتری در حالی که عدم قطعیت داده‌ها را در نظر گرفت، استفاده کرد. روش‌های یادگیری ماشینی نتایج امیدوارکننده‌تری در این حوزه ارائه نموده‌اند (لیو و همکاران، ۲۰۲۲). انتخاب ویژگی یک مرحله پیش پردازش حیاتی است که به طبقه‌بندی مشتریان بانک می‌نماید (یوان و همکاران ۲۰۲۲؛ اسلام و همکاران ۲۰۲۲). مهندسی ویژگی به طور قابل توجهی بر دقت پیش‌بینی روش‌های طبقه‌بندی تأثیرگذار است (بنسان و همکاران[۱۷] ۲۰۱۶؛ لانگ و همکاران[۱۸] ۲۰۱۹؛ عابدین[۱۹] و همکاران ۲۰۲۰؛ ژانگ و همکاران[۲۰] ۲۰۲۱ الف؛ ژانگ و همکاران ۲۰۲۱ ب)؛ بنابراین، هدف اصلی این مقاله پیش‌بینی رفتار و طبقه‌بندی مشتریان بانک بر اساس این رفتارها است.

برخلاف مطالعات موجود که مرحله پیش پردازش داده خود را به انتخاب ویژگی محدود نمودند (کرامتی و همکاران[۲۱] ۲۰۱۶؛ یوان و همکاران ۲۰۲۲)؛ این مطالعه روش‌های تبدیل ویژگی را نیز در نظر می‌گیرد.

پیشینه پژوهش

در حال حاضر حجم زیادی از داده ها در بانک ها ذخیره شده است و به طور مداوم و با سرعت زیادی در حال رشد است. مانع اصلی تبدیل این حجم عظیم از داده ها به اطلاعات آموخته شده و پایگاه داده و ایجاد یک هوش رقابتی است. چندین مطالعه از داده های مشتریان بانک برای شناسایی الگوهای رفتاری با استفاده از تکنیک های مختلف دانش‌کاوی و داده‌کاوی استفاده کرده‌اند.

بانک‌ها دارای تعداد زیادی بانک‌های اطلاعاتی عظیم برای تراکنش‌ها و سایر جزئیات مرتبط با مشتریان خود است میتوان از این داده‌های ذخیره شده اطلاعات کسب و کار با ارزشی را استخراج کرد؛ اما از این داده‌های خام برای پشتیبانی از تجزیه و تحلیل و تصمیم‌گیری با استفاده از زبان پرس و جوی سنتی استفاده نمی‌شود چون تجزیه و تحلیل انسان با این حجم و بعد گسترده منجر به شکست می‌شود. روش‌های آماری سنتی ظرفیت و مقیاس برای تحلیل این حجم داده نداشتند و از این رو استفاده روش‌های مدرن داده کاوی و ابزارهای آن به طور گسترده ای رو به افزایش است. این روش ها نه تنها در بانک ها و مؤسسات مالی بلکه در کل صنایع نیز نفوذ پیدا کرده‌اند. مزیت داده کاوی این است که می‌تواند حجم زیادی از اطلاعات را مدیریت کند و ساختارهای ذاتی الگوها در داده را آموزش بدهد داده کاوی می‌تواند قوانین و مدل‌هایی که در ساختار تصمیم‌گیری برای موردهای آینده استفاده می‌شود را تولید کند مدل سازی رفتار با مشتری و یا پروفایل مشتری یک ابزار برای پیش بینی ارزش آینده از یک فرد خاص به گروه ریسک بر اساس ویژگی های جمعیت شناختی، خود سبک زندگی و رفتار قبلش است که به حفظ مشتری کمک می‌کند. تصمیم‌گیری صحیح و ایجاد استراتژی ها و تاکتیک های مؤثر بازاریابی و فروش، منوط به شناسایی و درک صحیح سازمان‌ها از مصرف‌کنندگان و خریداران است. محققان بازاریابی به طور دائم در تلاشند تا رفتار مصرف کنندگان را شناسایی کنند و بر این اساس، راه کارهایی مناسب را

برای فروش بهتر و مؤثرتر و افزایش سهم بازار اتخاذ کنند. یکی از مهم ترین فعالیت های بانک‌ها شناسایی مشتریان و ارائه خدمات متنوع بانکی متناسب با ویژگی‌های آن‌ها است تا بتوانند به افزایش سهم خود در بازار دست یابند. تحلیل رفتار مشتریان و ارتباط مناسب با آن ها می تواند عامل مهمی برای بقای بانک ها در عرصه رقابت تلقی شود. هدف از شناسایی مشتریان ایجاد تمایز بین آن ها و تشخیص مشتریان پرارزش نگهداری آن‌ها و جذب مشتریان ارزشمند است.

هنگام انتخاب الگوریتم‌ها برای روش‌های طبقه‌بندی، رایج‌ترین رویکرد مرسوم شامل دانش متخصصان، روش آزمون و خطا یا تحلیل نظری موضوعات مورد بررسی است. به گفته وانگ و همکاران (۲۰۱۵)، چنین پیشنهادهایی دارای معایب زیر است: هزینه های محاسباتی بالا در مورد مجموعه داده‌های بسیار بزرگ، ناتوانی در به دست آوردن دانش در مورد همه طبقه‌بندی کننده‌های ناشی از ارزیابی خطاهای نمایشی آن‌ها و با وجود امکان همکاری با کارشناسان میدانی، مانند یک راه حل همچنین مستلزم روابط مالی و صحیح قابل توجه با متخصصان است. خان و همکاران (۲۰۲۰)، نشان دادند که افزایش قابل توجهی در تقاضا برای سیستم‌های یادگیری ماشین وجود دارد که می تواند فرآیند انتخاب الگوریتم‌های مناسب را با توصیه آن‌ها برای کارهای مختلف خودکار کند. به نظر آن ها، چنین سیستم هایی معایب رویکردهای مرسوم را ندارند و امکان استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین را برای حل مشکلات جدید فراهم می کنند و همچنین به افراد غیر متخصص اجازه می دهند تا به طور مستقل در این حوزه دست به پژوهش بزنند. فرآیند شناسایی ویزگی مشتریان و طبقه و دسته بندی مشتریان از یک تاریخچه طولانی برخوردار است. در ادامه به برخی از تحقیقات خارجی و داخلی صورت گرفته در این حوزه اشاره شده است.

موجیکا و همکاران[۲۲] (۲۰۰۲)، یک سیستم را برای تجزیه و تحلیل داده‌ها در مورد رفتار مشتریان بانک پیشنهاد کردند. در سیستم طراحی شده، موارد با استفاده از نقشه‌های ویژگی خودسازمان‌دهی که به صورت بدون نظارت آموزش داده شده بودند استخراج می‌شد و این امر منجر به یک سیستم ساده و کارآمد شد. با این حال، این رویکرد به دلیل دشواری تطبیق موارد موجود در پایگاه داده با مشتریان جدید؛ چندان مورد توجه واقع نشد. وینارسکی[۲۳] (۲۰۰۲)، همان مجموعه داده را با استفاده از یک طبقه بندی تابع انتقال محلی

برای شناسایی مشتریان فعال و غیرفعال بانک مورد بررسی قرار داد. اطلاعات دریافتی در لایه پنهان معماری شبکه عصبی تحت نظارت برای استخراج الگوهای رفتاری از پایگاه داده استفاده شدند. با این حال، طبق گزارش‌ها، این مدل مستعد برازش بیش از حد بود. باومن و همکاران[۲۴] (۲۰۰۷)، از سوابق ۱۹۵۱ مشتری بانک استفاده کردند و مدل های مختلفی را برای پیش‌بینی سهم کیف پول[۲۵] (SOW) برای سپرده‌ها، بدهی‌ها و وام‌ها طراحی نمودند. با این حال، این مدل ها فقط بر اساس رگرسیون لجستیک بودند، که اجازه استخراج روابط غیرخطی بین ویژگی‌های ورودی و خروجی مشتریان بانک را نمی‌داد. نگای و همکاران[۲۶] (۲۰۰۹)، طبقه‌بندی مطالعات قبلی را بر اساس روش‌های داده‌کاوی برای وظایف مختلف مدیریت ارتباط با مشتری بررسی کردند. در این رویکرد از روش های خوشه بندی برای شناسایی مشتریان و از روش های طبقه بندی برای جذب و حفظ مشتریان استفاده شد. کرامتی و همکاران (۲۰۱۶)، مجموعه داده انحراف مشتری را با استفاده از تکنیک های داده کاوی مورد بررسی قرار دادند. از یک درخت تصمیم برای شناسایی ریزش مشتری در خدمات بانکداری الکترونیکی استفاده نمودند. روش انتخاب ویژگی به عقب برای حذف ویژگی‌های ورودی نامرتبط استفاده شد. فیجزا و همکاران[۲۷] (۲۰۱۷)، مدلی از رفتار مصرف کننده در بانکداری را پیشنهاد کردند که تئوری رفتار مصرف کننده را توضیح می داد. یک مدل یادگیری ماشینی توسط رحمان و خان[۲۸] (۲۰۱۸)، برای تشخیص رفتار مشتری با تجزیه و تحلیل مجموعه داده بازاریابی بانکی دانشگاه کالیفرنیا اروین[۲۹] (UCI) پیشنهاد شد. کالایوانی و سوماتی[۳۰] (۲۰۱۹)، میلیون مشتری خروجی را با استفاده از روش های DT[۳۱]، MLP[۳۲]، SVM، NB و LR[۳۳] مورد بررسی قرار دادند تا گام های استراتژیک برای جلوگیری از ریزش مشتری بردارند. برای کاهش ابعاد داده‌ها، از تحلیل عاملی و تحلیل مؤلفه‌های اصلی به عنوان تکنیک های استخراج ویژگی سنتی استفاده شد. با این حال، در مقایسه با تکنیک های انتخاب ویژگی، رویکرد آن ها به از دست دادن اطلاعات بالقوه مرتبط و کاهش قابلیت تفسیر ویژگی ها منجر شد. برای شناسایی مشتریان ارزشمند بانک، ژو و همکاران[۳۴] (۲۰۱۹)، یک مدل یادگیری ماشینی را پیشنهاد کردند که در آن از روش های استخراج قانون MLP و انجمن برای تجزیه و تحلیل رفتار مشتریان بانک استفاده شد. روش مبتنی بر شبکه عصبی به دلیل ظرفیت آن در مدل‌سازی روابط رفتاری غیرخطی در داده‌ها، از نظر طبقه‌بندی دقیق‌تر بود. راجو و دانـدایودام[۳۵] (۲۰۱۸)، همچنین مجموعه داده‌های بانک

برچسب‌گذاری شده را با استفاده از روش‌های NB، DT و MLP برای بررسی الگوهای رفتاری برای مدیریت موثر ارتباط با مشتری تجزیه و تحلیل کردند. در این مورد، درخت تصمیم بهترین عملکرد را داشت و این را می توان به توانایی آن در برخورد موثر با متغیرهای طبقه‌بندی نسبت داد. عباسی مهر و شعبانی[۳۶] (۲۰۱۹)، از خوشه‌بندی سری‌های زمانی برای شناسایی چهار دسته از مشتریان کسب‌وکار بانکی به‌عنوان مشتریان با ارزش بالا، مشتریان با ارزش متوسط، مشتریان مستعد ریزش و ریزش کنندگان استفاده کردند. سود اضافی به دست آمد و اطلاعات بالقوه مرتبط از اسناد متنی مشتری استخراج شد تا یک کمپین حفظ مشتری موفق آماده شود (دی کاینی و همکاران[۳۷]، ۲۰۲۰). هو و همکاران[۳۸] (۲۰۱۹)، یک مدل یادگیری ماشینی از رفتار مشتری برای اطمینان از امنیت داده برای مشتریان بانک پیشنهاد کردند و این فرصت‌های بیش‌تری را برای استفاده از داده‌ها در مورد رفتار مشتری بانک پیشنهاد کرد. یک سیستم مدیریت ارتباط با مشتری توسط چن و همکاران[۳۹] (۲۰۲۱)، توسعه داده شد. عمران خان و همکاران (۲۰۲۳)؛ به بررسی رفتار و فعالیت مشتری در بخش بانکداری با استفاده از اطلاعات ۲۴۰۰۰ مشتری فعال و غیر فعال پرداختند و از تکنیک های مختلف تبدیل ویژگی برای تبدیل داده های رفتاری استفاده نمودند. سپس در ادامه با انتخاب ویژگی ها اقدام به طبقه بند مشتریان نمودند و پس از مدل‌سازی رفتار مشتریان بانک‌ها بسته به طبقه هر مشتری سیاست‌هایی برای افزایش فعالیت مشتریان و افزایش رضایت‌مندی آن‌ها پیشنهاد نمودند.

برای خلاصه کردن ادبیات فوق، تحقیقات تا به امروز بیش تر بر روی روش های پیش‌بینی مبتنی بر یادگیری ماشین متمرکز بوده‌اند تا اینکه اقدام به هوشمندسازی فرآیند استخراج اطلاعات بپردازند. با این حال، ویژگی های داده ها می توانند به طور قابل توجهی بر پیچیدگی مشکلات در پیش‌بینی ناشی از هم‌پوشانی‌ها در مقادیر ویژگی ها، تفکیک پذیری داده ها و نفرین ابعاد[۱] تأثیر بگذارند (چارتی و همکاران[۴۰]، ۲۰۲۲). روش تحقیق پیشنهادی در این مطالعه با بررسی کامل اثرات تکنیک های مهندسی ویژگی، از جمله تبدیل ویژگی و انتخاب ویژگی، بر عملکرد پیش‌بینی

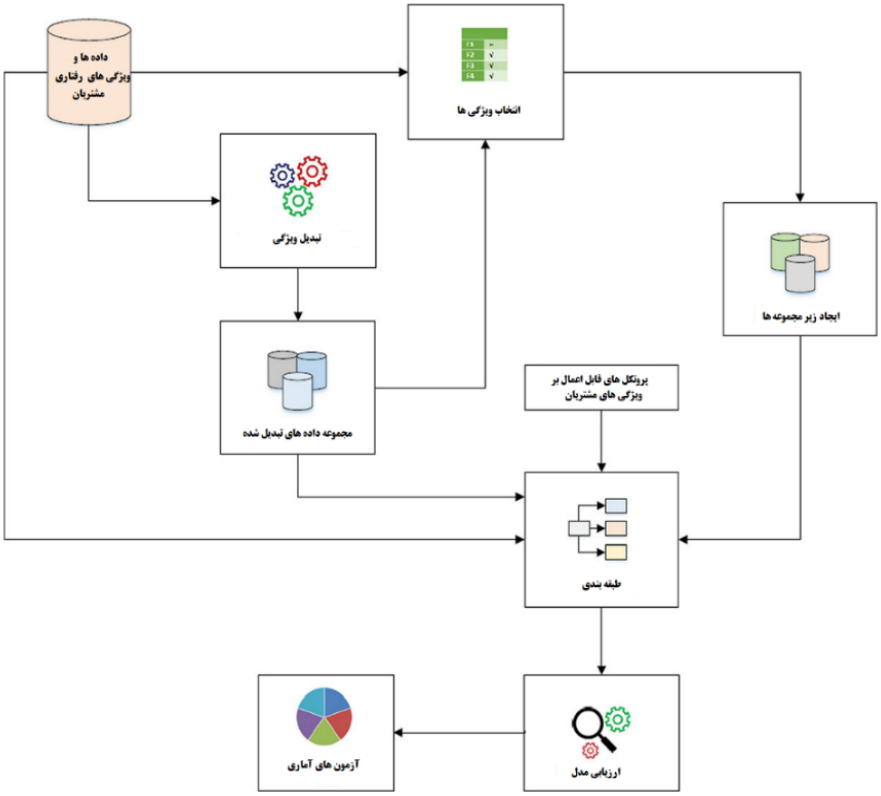
۱. نفرین ابعاد به پدیده‌های گوناگونی گفته می‌شود که هنگام تحلیل و ساماندهی داده‌ها در فضاهای بسیار بالا (اغلب با صدها یا هزاران بعد) روی می‌دهند، ولی نه در محیط‌های با ویژگی‌های بسیار پایین، مانند فضای فیزیکی. سه‌بعدی، که در زندگی روزمره احساس می‌گردد.

روش‌های مختلف طبقه‌بندی یادگیری ماشین، بر این مشکل غلبه می‌کند. برای دستیابی به دقت بالا، روش‌های طبقه‌بندی به نمایش‌های مناسب برای داده‌های ورودی خود نیاز دارند و تبدیل داده‌ها چنین داده‌هایی را برای کار داده شده مناسب‌تر می‌سازد. در داخل نیز تحقیقات متعددی در این حوزه صورت گرفته است.

سیفی و همکاران (۱۴۰۲)؛ به مدل‌سازی و شبیه‌سازی مدیریت الکترونیکی ارتباط با مشتریان با هدف مطالعه میزان وفاداری آن‌ها (مطالعه موردی: بانک تجارت) پرداختند. نتایج پژوهش نشان می‌دهد که بانک تجارت برای بقا در شرایط رقابتی بازار فعلی، بایستی به سمتی حرکت کند که مطلوبیت هر چهار عامل، یعنی بانکداری الکترونیک، پشتیبانی مشتری، امنیت و خدمات مازاد، افزایش پیدا کند. شناخت و درک صحیح از متغیرهای سیستم و نحوه اثرگذاری آن‌ها بر کل سیستم بسیار مهم است. استفاده از روش سیستم دینامیک این امکان را به‌خوبی فراهم می‌کند. قبولی و همکاران (۱۴۰۲)، به بررسی کشف دانش حاکم بر ویژگی‌های جمعیت‌شناختی مشتریان در انتخاب بانک‌ها با استفاده از قوانین انجمنی در داده کاوی پرداختند. این پژوهش بر اساس استاندارد CRISP-DM انجام گرفته و داده‌ها با پرسشنامه جمع‌آوری شده و نتایج آن به‌صورت بانک اطلاعاتی به یک نود منبع تبدیل و سپس با استفاده از نرم‌افزار spss modeler قوانین انجمنی مربوط به رفتار مشتریان آن بانک استخراج شده است. قوانین استخراج نشان‌دهندهٔ تغییرها، چه تأثیری در سایر عوامل و در نهایت در دستیابی به اهداف دارند. خاتمی و فیروزآبادی (۱۳۹۷)؛ در تحقیق خود پنج ویژگی هریک از مشتریان شامل آخرین زمان مراجعه، تعداد تراکنش، مبلغ سپرده‌گذاری، مبلغ وام و مانده معوقات وام‌ها در طول یک سال فعالیت از پایگاه داده بانک استخراج شد و به کمک الگوریتم کا میانگین، مشتریان خوشه‌بندی شدند. سپس یک مدل چندهدفه تخصیص خدمات بانک به هرکدام از خوشه‌ها طراحی گردید. اهداف مدل طراحی شده افزایش میزان رضایت مشتریان، کاهش هزینه‌ها و کاهش ریسک تخصیص خدمات است. با توجه به آنکه مسئله دارای یک راه‌حل بهینه نبوده و هر یک از ویژگی‌های مشتری دارای یک تابع توزیع احتمالی‌اند، برای حل از شبیه‌سازی استفاده شد. جهت تعیین جواب نزدیک به بهینه از الگوریتم تبرید در ساخت جواب‌های همسایه استفاده شد و مدل شبیه‌سازی اجرا گردید. نتایج به‌دست‌آمده بهبود قابل‌توجهی نسبت به وضعیت فعلی را نشان داد.

روش پژوهش

این تحقیق از نوع تحقیقات کاربردی و اکتشافی است. در این مطالعه در حـدود ۹۸۶۰۴ مشتری بوده و با استفاده از نرم افزارهای ووکا و متلب اقدام به برآورد مدل های تحقیـق شـده اسـت. در ایـن تحقیـق از ۴ مـدل داده‌کـاوی، فـازی نـوع ۱، ۲ و ۳؛ مـدل‌هـای میانگین گیری بیزین غیر خطی بهره گرفته شده است. فرآیند انجام تحقیـق در (نمـودار ۱)، ترسیم شده است.



نمودار ۱. فرآیند انجام پژوهش

بر اساس نتایج (نمودار ۱)، ابتدا داده‌های مرتبط با مشتریان استخراج شده است. سـپس بر اساس ویژگی‌های مشتریان اقدام به طبقه‌بندی مشتریان نموده و بر اساس آزمون‌های آماری میزان صحت طبقه‌بندی مشتریان مورد آزمون قرار گیرد (جدول ۱).

جدول ۱. مدل‌های کاربردی در تحقیق

ردیف	مدل	تعریف	کاربرد
طبقه‌بندی مشتریان	K-Means	کی-میانگین	یک الگوریتم تکراری است که مجموعه بدون برچسب را به k خوشه‌های مختلف تقسیم می‌کند به گونه‌ای که هر مجموعه‌ای فقط متعلق به یک گروه است که دارای ویژگی‌های مشابه است.
طبقه‌بندی مشتریان	C - Means	سی-میانگین	در این رویکرد از خاصیت فازی جهت طبقه‌بندی داده‌ها بهره گرفته می‌شود.
لحاظ نااطمینانی در اطلاعات استخراجی	Type-3 fuzzy	فازی نوع ۳	لحاظ نمودن مبحث نااطمینانی در امتیازدهی عوامل موثر بر نوسانات قیمت رمز ارزها توسط خبرگان
شناسایی بهترین ویژگی‌های مشتریان بانک (رویکردهای مدلساز)	BMA	مدل‌های میانگین‌گیری بیزین	انتخاب مهم‌ترین ویژگی‌های مشتریان بانک
	TVP-DMA	مدل‌های میانگین‌گیری پویا پارامتر متغیر زمان	انتخاب مهم‌ترین ویژگی‌های مشتریان بانک
	TVP-DMS	مدل‌های میانگین‌گیری انتخابی پارامتر متغیر زمان	انتخاب مهم‌ترین ویژگی‌های مشتریان بانک

یافته‌ها

مدل‌های پارامتر متغیر در طول زمان (TVP)، روش‌های فضا حالت (مانند فیلتر کالمن) را به کار می گیرند که این موضوع، عموماً در تحقیقات تجربی اقتصاد کلان در راستای تجزیه و تحلیل ساختاری و پیش‌بینی استفاده می‌شود. چنانچه مجموعه بزرگی از داده‌ها به منظور پیش‌بینی متغیرهای کلان اقتصادی استفاده گردد، مدل‌های TVP تمایل به بیش برازشی در داخل نمونه دارند؛ لذا عملکرد پیش بینی ضعیفی در خارج از نمونه خواهند داشت. برای تصحیح این کاستی‌ها در مدل‌های TVP از مدل‌های DMS و DMA، استفاده شده است (گوپتا و همکاران، ۲۰۱۴).

با توجه به اینکه رویکرد $TVP-DMA$ تابع $(\alpha و \lambda)$، می‌باشد. در جدول زیر نتـایج بـر اساس (α, λ) مختلف ارائه شده است.

جدول ۲. معیارهای عملکرد پیش‌بینی در افق‌های پیش‌بینی مختلف

	پیش‌بینی ۵ درصد از داده‌ها					
	LOG(PL)	MAFE	MSFE	MAPE	FEV	Bias
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.99)$	68.958	0.071	0.009	0.187	0.009	0.017
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.95)$	76.309	0.062	0.007	0.183	0.007	0.014
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.90)$	78.001	0.057	0.006	0.168	0.006	0.013
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.99)$	69.739	0.076	0.011	0.191	0.010	0.018
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.95)$	80.483	0.067	0.008	0.169	0.008	0.011
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.90)$	100.298	0.053	0.006	0.152	0.006	0.015
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.99,\lambda=1)$	66.599	0.073	0.010	0.194	0.009	0.016
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.95,\lambda=1)$	71.045	0.067	0.008	0.221	0.007	0.023
$TVP-AR(1)-X\ BMA(\alpha=\lambda=1)$	109.698	0.014	0.002	0.106	0.021	0.005
	پیش‌بینی ۱۰ درصد از داده‌ها					
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.99)$	65.321	0.074	0.010	0.183	0.010	0.020
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.95)$	72.154	0.062	0.007	0.171	0.007	0.015
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.90)$	73.367	0.057	0.006	0.160	0.006	0.014
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.99)$	65.415	0.079	0.011	0.187	0.011	0.020
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.95)$	75.078	0.068	0.008	0.167	0.008	0.009
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.90)$	92.045	0.057	0.007	0.161	0.007	0.009
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.99,\lambda=1)$	63.036	0.074	0.010	0.185	0.009	0.015
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.95,\lambda=1)$	68.714	0.066	0.007	0.194	0.007	0.021
$TVP-AR(1)-X\ BMA(\alpha=\lambda=1)$	93.295	0.016	0.003	0.099	0.002	0.014
	پیش‌بینی ۲۰ درصد از داده‌ها					
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.99)$	61.514	0.076	0.010	0.516	0.010	0.010
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.95)$	68.141	0.062	0.007	0.378	0.007	0.012
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=\lambda=0.90)$	69.137	0.056	0.006	0.298	0.006	0.013
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.99)$	59.502	0.080	0.011	0.519	0.011	0.009
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.95)$	71.694	0.071	0.010	0.432	0.009	0.008
$TVP-AR(1)-X\ DMS(\alpha=\lambda=0.90)$	85.258	0.061	0.008	0.402	0.008	0.011
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.99,\lambda=1)$	63.177	0.073	0.009	0.534	0.009	0.010
$TVP-AR(1)-X\ DMA(\alpha=0.95,\lambda=1)$	68.197	0.062	0.007	0.445	0.006	0.012
$TVP-AR(1)-X\ BMA(\alpha=\lambda=1)$	78.255	0.016	0.002	0.074	0.005	0.002

بر اساس نتایج مدل BMA در تمامی حالت‌ها از عملکرد مطلوب‌تری برخوردار اسـت. در نتیجه در ادامه به بررسی نتایج مدل BMA پرداخته می شود. در این رویکرد ابتدا تمامی

حالت‌های ممکن حضور متغیرهای توضیحی بر روی متغیر وابسته رگرسیون می‌گردد. در این روش چندین نکته حائز اهمیت است. اول اینکه یک متغیر در تمامی مدل های ممکن حضور ندارد. نکته دوم اینکه لزوماً متغیر مذکور در تمامی مدل هایی که حضور دارد تأثیر معناداری بر متغیر وابسته ندارد؛ بر این اساس نسبت تعداد مدل‌هایی که متغیر مذکور معنادار شده به تعداد مدل هایی که حضور دارد؛ شاخصی جهت حضور متغیر مذکور در مدل بهینه است؛ سوم اینکه با افزایش تعداد متغیرها محاسبه تمامی حالت‌ها امکان‌پذیر نیست. در نتیجه بر اساس دیدگاه سالای و مارتین از یک تعداد برآورد به بعد، نسبت حضور معنادار یک متغیر به تمامی حالت‌ها، به سمت یک عدد مشخص میل می‌نماید و در نتیجه نیازی به برآورد تمامی حالت‌ها نمی‌باشد.

در نهایت نیاز به یک آستانه تصمیم گیری جهت حذف متغیرها وجود دارد؛ برای تعیین حد بهینه از نسبت k تقسیم بر کل متغیرها بهره گرفته خواهد شد (k تعداد متغیرهای پیشنهادی است که از دیدگاه محقق بالاترین تأثیر را بر متغیر وابسته دارند). این k تجربی بوده و بر اساس دیدگاه محقق انتخاب می‌شود.

با توجه به تعداد متغیرها ۲۲۲ مدل وجود دارد که بیش از ۴،۱۹۴،۳۰۴ مدل رگرسیونی برآورد می گردد. بر این اساس در این تحقیق باید بخشی از این تعداد مدل برآورد گردد؛ به گونه‌ای که نتایج آن قابلیت تعمیم به کل مدل‌های برآوردی را داشته باشد (شرط همگرایی). (جدول ۳). جهت شناسایی مهمترین متغیرهای موثر بر تخصیص خدمات بانکی با استفاده از رویکرد میانگین گیری بیزین دو شرط اصلی باید اعمال گردد.

۱) افزایش احتمال پسین هر متغیر نسبت به احتمال پیشین

۲) بالا بودن سطح احتمال پسین از سطح آستانه تعریف شده («سطح آستانه اولیه=۵ تقسیم بر ۲۲=۰/۲۲۷۲»). نتایج این بخش در جدول زیر ارائه شده است.

جدول ۳. مرحله اول فرآیند نمونه گیری و محاسبات با فرض $\bar{K} = 5$

متغیر	نمونه اول شامل ۱ میلیون رگرسیون		نمونه اول شامل ۲ میلیونرگرسیون	
	ضریب پیشین	احتمال پیشین	ضریب پسین	احتمال پسین
ویژگی‌های شخصیتی -جنسیت	0.002	0.207	0.132	0.321
ویژگی‌های شخصیتی سن	0.004	0.173	0.003	0.292
تاریخ افتتاح حساب	0.319	0.035	0.176	0.078
نوع حساب	0.029	0.170	0.034	0.181
تاریخ آخرین مراجعه مشتری	0.080	0.107	0.051	0.188
وضعیت حساب	0.428	0.118	0.209	0.155
مدت زمان استفاده از حساب	0.147	0.107	0.788	0.134
امتیاز حساب	0.111	0.109	0.068	0.162
موجودی حساب	0.417	0.445	0.127	0.569
بازه زمانی بین نخستین و آخرین بازدید مشتری	0.024	0.070	0.023	0.146
تعداد تراکنش‌ها در طول بازه زمانی	0.000	0.122	0.400	0.247
وضعیت دسته چک	0.006	0.122	0.007	0.141
تعداد تسهیلات	0.599	0.202	0.127	0.261
نوع تسهیلات	0.039	0.130	0.022	0.162
تعداد معوقات	0.692	0.179	0.718	0.269
حجم تراکنش‌های مالی	0.000	0.509	0.000	0.728
تعداد سپرده‌ها	0.000	0.152	0.000	0.185
مجموع مانده سپرده‌ها	0.059	0.638	0.188	0.830
میزان تسهیلات جاری	0.489	0.162	0.955	0.412
مجموع مانده کل تسهیلات جاری	0.189	0.190	0.044	0.395
مجموع کل معوقات	0.015	0.173	0.025	0.240
تاریخ آخرین مطالبات	0.129	0.123	0.546	0.149

منبع: محاسبات محقق

در مرحله‌ی اول با استفاده از شروط دو گانه فوق، جهت تعیین نمودن متغیرهای غیر شکننده، ۱۱ متغیر انتخاب شدند. یعنی ۱۱ متغیر مقدار احتمال پسین بیش تری نسبت به احتمال پیشین داشتند و این ۱۱ متغیر سطح احتمال پسین بالاتر از سطح

آستانه ۰/۲۲۷۲ داشتند. در ادامه تمامی مراحل انجام شده در مرحلـه اول را در مرحلـه دوم بر روی ۱۱ متغیر باقیمانده اعمال خواهیم نمود. در مرحله دوم نیز ابتدا یک نمونـه شامل ۱ هزار رگرسیون بر روی ۱۱ متغیر منتخب اعمـال شـده و محاسـبات ضـرایب و احتمالات پسین صورت گرفته است. در ادامه با اعمال دو شرط مـذکور «سـطح آسـتانه ثانویه= ۵تقسیم ۱۱=۰/۴۵۴۵»؛ مهم‌ترین متغیرهـای مـوثر بـر خوشـه‌بنـدی مشـتریان شناسایی خواهند شد. نتایج در (جدول ۴)، می‌توان دید.

جدول ۴. مرحله دوم فرآیند نمونه‌گیری و محاسبات با فرض $\bar{K} = 5$

متغیر	نمونه اول شامل ۱ هزار رگرسیون		نمونه اول شامل ۲ هزار رگرسیون	
	ضریب پیشین	احتمال پیشین	ضریب پسین	احتمال پسین
ویژگی‌های شخصیتی -جنسیت	0.002	0.246	0.157	0.382
ویژگی‌های شخصیتی سن	0.005	0.206	0.004	0.347
موجودی حساب	0.496	0.530	0.151	0.677
تعداد تراکنش‌ها در طول بازه زمانی	0.000	0.145	0.476	0.294
تعداد تسهیلات	0.713	0.240	0.151	0.311
تعداد معوقات	0.823	0.213	0.854	0.320
حجم تراکنش‌های مالی	0.145	0.606	0.224	0.866
مجموع مانده سپرده ها	0.070	0.759	0.224	0.988
میزان تسهیلات جاری	0.582	0.193	1.136	0.441
مجموع مانده کل تسهیلات جاری	0.225	0.226	0.052	0.571
مجموع کل معوقات	0.018	0.206	0.030	0.286

منبع: محاسبات محقق

تعیین خوشه بهینه

پس از تعیین شاخص های موثر بر خوشه بندی مشتریان لازم است اقدام به تعیین تعداد خوشه ها گردد. تعیین تعداد خوشه بهینه، میانگین ضـریب سـیلوئیت بـا اسـتفاده از دو الگوریتم K-Meansو C – Meansفازی، در (جدول ۵)، ارائه شده است.

جدول ۵. میانگین ضریب سیلوئت با استفاده از الگوریتم K-Means و C – Means فازی

شماره وقفه	k-means	c – means فازی
۲ خوشه	۰/۸۷۰۳	۰/۸۷۲۳
۳ خوشه	۰/۷۷۴۵	۰/۷۹۳۵
۴ خوشه	۰/۷۳۵۵	۰/۷۴۸۲
۵ خوشه	۰/۷۱۰۶	۰/۷۰۰۳
۶ خوشه	۰/۶۹۰۹	۰/۶۸۳۹
۷ خوشه	۰/۶۷۰۵	۰/۶۳۹۴
۸ خوشه	۰/۵۹۹۵	۰/۶۱۸۳
۹ خوشه	۰/۶۳۴۲	۰/۵۹۳۴
۱۰ خوشه	۰/۶۹۸۲	۰/۵۵۸۲
۱۱ خوشه	۰/۷۱۵۰	۰/۵۲۵۵
۱۲ خوشه	۰/۷۸۳۵	۰/۵۱۸۴
۱۳ خوشه	۰/۸۲۴۵	۰/۷۳۹۴
۱۴ خوشه	۰/۷۲۲۲	۰/۷۵۷۳
۱۵ خوشه	۰/۶۹۳۲	۰/۸۲۸۴
۱۶ خوشه	۰/۶۵۳۳	۰/۹۲۰۳
۱۷ خوشه	۰/۶۲۸۶	۰/۹۰۴۳
۱۸ خوشه	۰/۶۰۷۴	۰/۸۴۳۲
۱۹ خوشه	۰/۵۸۷۳	۰/۷۴۴۷
۲۰ خوشه	۰/۵۵۳۴	۰/۶۴۶۲

منبع: محاسبات محقق

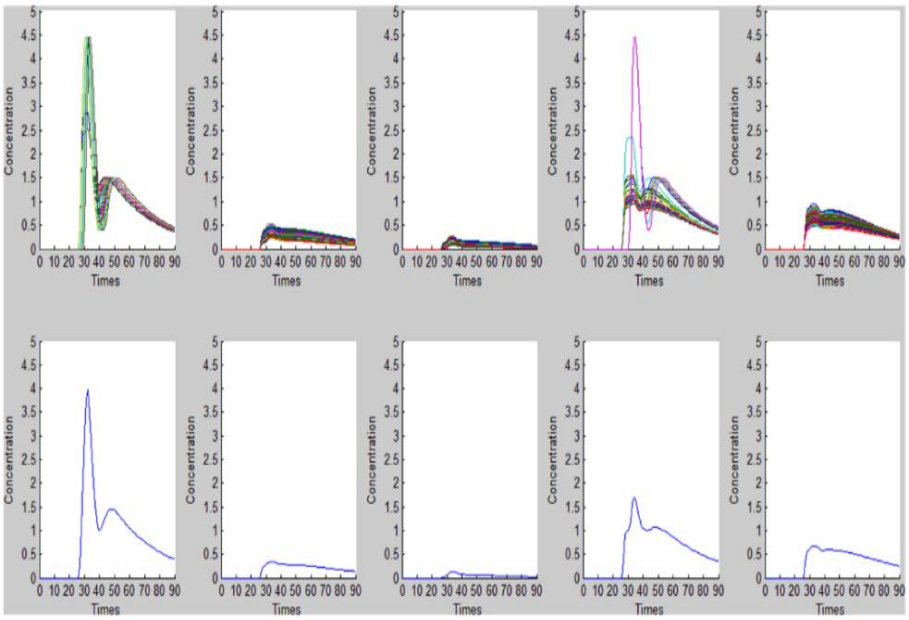
بر اساس نتایج در حالت K-Means ۱۳ خوشه و در حالت C – Means فازی ۱۶ خوشه به عنوان خوشه بهینه انتخاب شده است. در (جدول ۶)، میزان خطای هر یک از رویکردهای فوق ارائه شده است.

جدول ۶. مقایسه دقت مدل K-Means و C – Means فازی

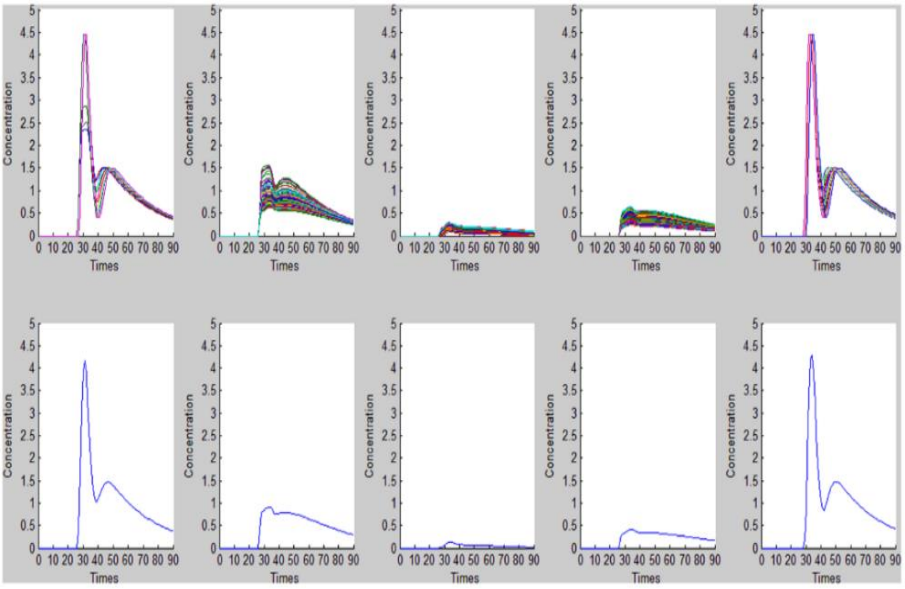
شماره وقفه	k-means	c – means فازی
RMSE	۰/۱۳۸۴	۰/۰۹۳۶

منبع: محاسبات محقق

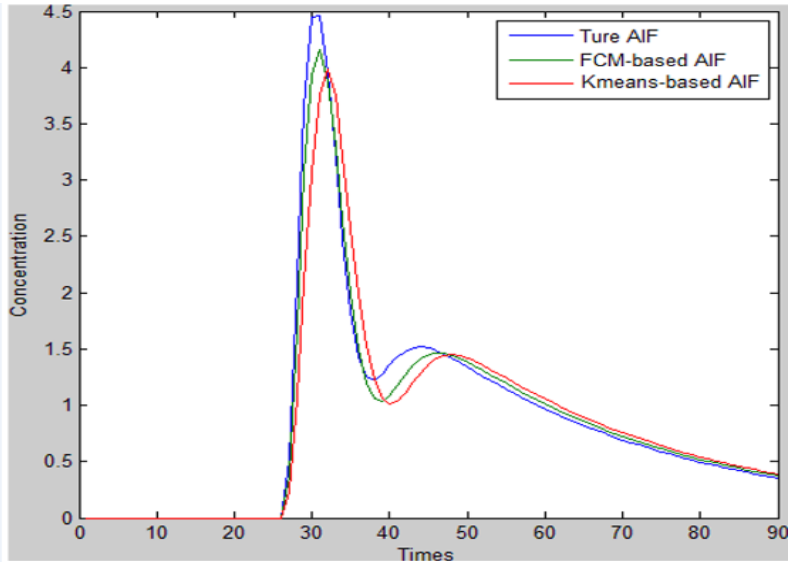
بر اساس نتایج خطای مدل دقت مدل C – Means فازی از دقت مدل K-Means بالاتر است (نمودار ۲) و (نمودار ۳).



نمودار ۲. نتایج *C - Means* فازی در خوشه‌های مختلف منبع: محاسبات محقق



نمودار ۳. نتایج *K - Means* در خوشه‌های مختلف منبع: محاسبات محقق



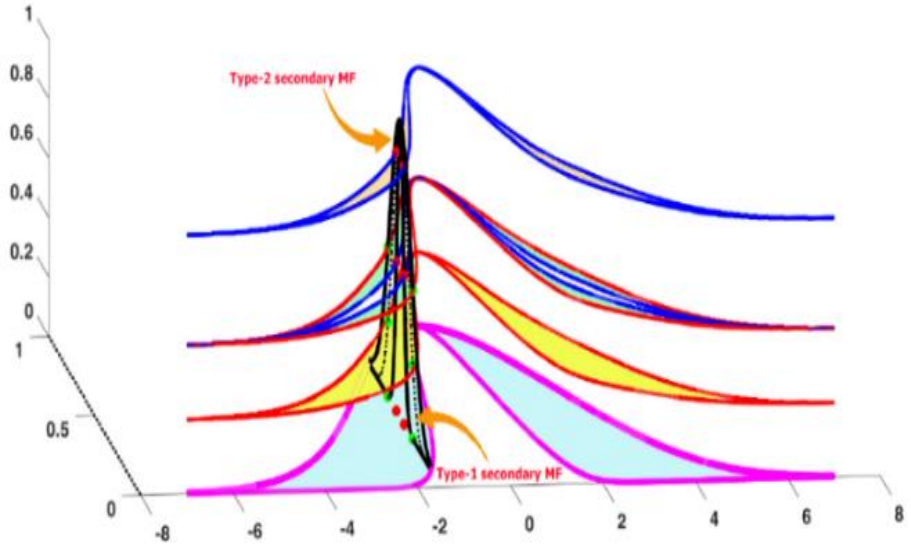
نمودار ۴. مقایسه نتایج مدل *K-Means* و *C - Means* فازی

منبع: محاسبات محقق

بر اساس (نمودار ۴)، مشاهده می‌گردد کـه مـدل C- Means فـازی توانـایی بـالاتری در خوشه‌بندی داده‌ها را بر اساس داده واقعی دارد. در نتیجـه در ادامـه مـابقی برآوردهـای تحقیق بر اساس این رویکرد ادامه خواهد یافت. قبل از برآورد اثرگذاری متغیرهای مـوثر بر سودآوری بانک لازم است از کارایی انـواع مـدل هـای فـازی در C- Means اطمینـان حاصل کنیم.

سه رویکرد در حوزه فازی کردن وجود دارد که به فازی نوع اول؛ دوم و سوم شـهرت دارند. رویکرد فازی نوع سه در اکثر تحقیقـات مـورد تأییـد قـرار گرفتـه اسـت. در ایـن تحقیق نیز از هر سه نوع سیستم فازی بهره گرفته خواهد شد. سیستم‌های منطق فـازی نوع ۳ می‌توانند سطح بالاتری از عدم قطعیت‌ها را در مقایسه با نمونه‌هـای نـوع ۲ ارائـه کنند؛ زیرا عضویت ثانویه و عدم قطعیت های بالا و پایین در مجموعه فازی نوع ۳ مقادیر واضح نیستند؛ اما مجموعه‌های فازیی هستند. برای مشاهده بهتر تفاوت این دو رویکـرد، یک برش افقی در مجموعه های فازی نوع ۳ و نوع ۲ را در نظر بگیرید؛ همـانطور کـه در (نمودار ۵)، نشان داده شده است، مشاهده می شود کـه مرزهـای عـدم قطعیـت (بـالا و

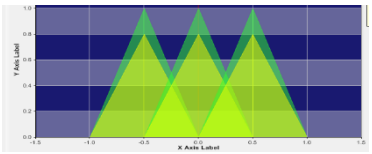
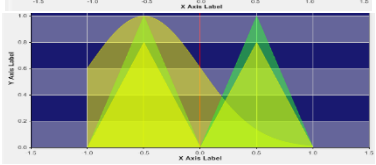
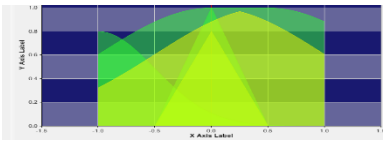
پـایین عضـویت‌هـای اولیـه) در مجموعـه فـازی نـوع ۳ مقـادیر واضـحی نیسـتند؛ امـا مجموعه‌های فازی را نیز بازه‌ای می‌کنند.



نمودار ۵. برش افقی برای منطق فازی نوع ۳

در این مقاله، فرم غیر تکی سیستم های منطق فازی پایه نوع ۳ در یک طـرح تشـخیص عیب فرموله شده است. در (جدول ۷)، مقایسه‌ای از فازی های نوع ۱ و ۲ و ۳ ارائه شـده است. با توجه به اینکه در فازی نوع دو نسبت به فازی نوع یک و در فازی نوع سه نسبت به فازی نوع یک و دو عدم اطمینان بیش‌تری پوشش داده مـی‌شـود، اسـتفاده از توابـع ورودی که بتواند دامنه نااطمینانی بالاتری را پوشش دهد. بر ایـن اسـاس توابـع ورودی فازی از نوع ترکیبی مثلثی- گاوسی انتخاب گردید تا بالاترین پوشش دامنه نااطمینـانی را دارا است.

جدول ۷. مقایسه نتایج رویکرد فازی نوع ۱، ۲ و ۳

فرم تابع	نوع تابع	کارایی میانگین فازی نوع ۱	کارایی میانگین فازی نوع ۲	کارایی میانگین فازی نوع ۳
	توابع ورودی فازی از نوع مثلثی	۰/۶۱۱	۰/۶۵۸	۰/۷۱۲
	توابع ورودی فازی از نوع ترکیبی مثلثی- نیمه گاوسی	۰/۶۴۳	۰/۷۲۱	۰/۷۹۴
	توابع ورودی فازی از نوع ترکیبی مثلثی- گاوسی	۰/۶۹۴	۰/۸۱۳	۰/۹۴۸
آماره T زوجی (دو میانگین) و F تجزیه واریانس (بیش از دو میانگین)	بین فازی نوع ۱ و نوع ۲	بین فازی نوع ۲ و نوع ۳	بین فازی نوع ۱ و نوع ۳	بین فازی نوع ۱ و نوع ۲ و نوع ۳
	۹/۷۸	۸/۱۱	۱۳/۲۴	۲۲/۱۹
	تفاوت معنادار میان میانگین‌ها وجود دارد.	تفاوت معنادار میان میانگین‌ها وجود دارد.	تفاوت معنادار میان میانگین‌ها وجود دارد.	تفاوت معنادار میان میانگین‌ها وجود دارد.

منبع: محاسبات محقق

بر اساس نتایج تفاوت معناداری میان کارایی میانگین سه رویکرد فازی وجود دارد؛ در نتیجه فازی نوع ۳ جهت اعمال شده است. در ادامه نتایج بر اساس فازی نوع ۳ ارائه شده است.

طبقه‌بندی مشتریان

مرحله یک: تعیین وزن شاخص مدل LRFM با استفاده از تکنیک فرآیند تحلیل سلسله

مراتبی گروهی: در این تحقیق برای وزن دهی شاخص های مدل LRFM از روش تحلیل سلسله مراتبی گروهی و با مقایسه زوجی شاخص‌ها, ضریب اهمیت هر یک از آن‌ها محاسبه گردید. برای این منظور از نظرات ۵ مدیر ارشد بانک استفاده شده است (جدول ۸).

جدول ۸. تعیین وزن شاخص‌های مدل

	L	R	M	F	بردار ویژه
(L)	1	2.787	3.354	2.208	0.349
(R)	0.359	1	0.530	0.336	0.116
(M)	0.283	1.888	1	1.765	0.277
(F)	1.888	2.980	0.566	1	0.308

منبع: محاسبات محقق

نرخ ناسازگاری مقایسه های انجام شده نیز برابر ۰/۰۸۶ بدست آمده است که چون کوچک‌تر از ۰/۱ می‌باشد؛ بنابراین می‌توان به مقایسه‌های انجام شده اطمینان کرد.

مرحله دو: تعیین میانگین کل مشتریان: در این مرحله میانگین هر یک از شاخص های L,R,F,M برای داده های استخراج شده در فاز یک بدست می‌آوریم که میانگین ۴ شاخص برای ۹۸۶۰۴ مشتری از خروجی بیزین باید محاسبه گردد.

مرحله سه: گروه بندی مشتریان: در این مرحله مشتریان در قالب ۱۶ گروه طبقه بندی می‌گردند. از آنجا که هر شاخص می‌تواند دو حالت به خود گیرد (بالاتر از میانگین و یا پایین‌تر از میانگین) بر این اساس و با توجه به تعداد ویژگی‌ها (۴ شاخص موجودی حساب؛ مجموع مانده سپرده ها؛ مجموع مانده کل تسهیلات جاری و حجم تراکنش های مالی) دارای مزایا برای بانک است؛ تعداد کل حالات ممکن ۱۶ حالت می‌باشد نوع گروه بر این اساس ساخته می‌شود که برای تک تک مشتریان مقدار هر یک از شاخص‌های با میانگین کل که در مرحله قبل بدست آمده مقایسه می گردد که آیا پایین تر از میانگین است یا بالاتر از میانگین. در حالتی که مقدار مشاهده شده از میانگین در کل داده‌ها بالاتر باشد و در صورتی که مقدار مشاهده شده از میانگین در کل داده‌ها پایین تر از میانگین در کل داده‌ها باشد. این مرحله با کمک نرم‌افزار وکا انجام می‌گردد.

مرحله چهار: محاسبه میانگین مشتریان هر گروه: در این مرحله مقادیر نرمال شده شاخص های برای مشتریان قرار گرفته در هر گروه از فاز ۲ استخراج شده و میانگین مقادیر نرمال ویژگی‌ها در هر گروه از مشتریان تعیین می گردد. داده‌های استخراج شده از این مرحله در (جدول ۹)، نشان داده شده است. میانگین ویژگی ها در (جدول ۹)، ارائه شده‌اند.

جدول ۹. میانگین مقادیر ۴ شاخص برای هر گروه و نوع گروه‌های مشتریان

سناریو	رویکرد			
1	Mپایین‌تر از میانگین	Fپایین‌تر از میانگین	Rپایین‌تر از میانگین	Lپایین‌تر از میانگین
2	Mبالاتر از میانگین	Fپایین‌تر از میانگین	Rپایین‌تر از میانگین	Lپایین‌تر از میانگین
3	Mپایین‌تر از میانگین	Fبالاتر از میانگین	Rپایین‌تر از میانگین	Lپایین‌تر از میانگین
4	Mپایین‌تر از میانگین	Fبالاتر از میانگین	Rپایین‌تر از میانگین	Lپایین‌تر از میانگین
5	Mپایین‌تر از میانگین	Fپایین‌تر از میانگین	Rپایین‌تر از میانگین	Lبالاتر از میانگین
6	Mبالاتر از میانگین	Fبالاتر از میانگین	Rپایین‌تر از میانگین	Lپایین‌تر از میانگین
7	Mبالاتر از میانگین	Fپایین‌تر از میانگین	Rبالاتر از میانگین	Lپایین‌تر از میانگین
8	Mبالاتر از میانگین	Fپایین‌تر از میانگین	Rپایین‌تر از میانگین	Lبالاتر از میانگین
9	Mپایین‌تر از میانگین	Fبالاتر از میانگین	Rبالاتر از میانگین	Lپایین‌تر از میانگین
10	Mپایین‌تر از میانگین	Fبالاتر از میانگین	Rپایین‌تر از میانگین	Lبالاتر از میانگین
11	Mپایین‌تر از میانگین	Fپایین‌تر از میانگین	Rبالاتر از میانگین	Lپایین‌تر از میانگین
12	Mبالاتر از میانگین	Fبالاتر از میانگین	Rبالاتر از میانگین	Lپایین‌تر از میانگین
13	Mبالاتر از میانگین	Fبالاتر از میانگین	Rپایین‌تر از میانگین	Lبالاتر از میانگین
14	Mبالاتر از میانگین	Fپایین‌تر از میانگین	Rبالاتر از میانگین	Lبالاتر از میانگین
15	Mپایین‌تر از میانگین	Fبالاتر از میانگین	Rبالاتر از میانگین	Lبالاتر از میانگین
16	M بالاتر از میانگین	F بالاتر از میانگین	R بالاتر از میانگین	L بالاتر از میانگین

منبع: محاسبات محقق

تذکر: رنگ سبز: بیانگر مشتریان وفادار؛ رنگ نارنجی: بیانگر مشتریان نسبتاً وفادار؛ رنگ زرد: بیانگر مشتریان غیر وفادار؛ رنگ قرمز: بیانگر مشتریان غیر واقعی

مرحله پنجم: محاسبه و رتبه بندی و اولویت‌بندی CLV گروه‌های مشتریان: در این قسمت CLV مشتریان قرار گرفته در هر گروه محاسبه و رتبه‌بندی و اولویت‌بندی می‌شوند. CLV براساس یک نرخ یکپارچه برای هر گروه محاسبه می‌شود. نرخ یکپارچه گروه زام عبارت است از:

$$CjI= wLCjL +wRCjR+ wFCjF+ wMCjM$$

که در آن CjM ,CjF, CjR, CjL میانگین مقادیر نرمال شده LRFM برای مشتریان قرار گرفته در هر گروه و wM , wF,wR ,wL وزن ویژگی‌ها است که به روش فرآیند AHP گروهی محاسبه می‌شود.

مرحله ششم: بخش بندی: در این مرحله ۱۶ گروه شناسایی شدند، شناسایی هر گروه بستگی به میزان شباهت رفتاری هر گروه با یکدیگر است.

خوشه یک مشتریان وفادار: مشتریان خوشه یک مشتریانی هستند که دارای شاخص‌های زیر باشند.

موجودی حساب (+)؛

مجموع مانده سپرده‌ها (+)؛

مجموع مانده کل تسهیلات جاری (+)؛

حجم تراکنش‌های مالی (+) باشند.

در نتیجه سناریوهایی که بالاتر از سه یا چهار علامت موافق را داشته باشند مشتریان وفادار و بالقوه وفادار خواهند بود (جدول ۱۰).

جدول ۱۰. بخش‌بندی گروه مشتریان وفادار و بالقوه وفادار

سناریو	درصد
شماره ۱۲ Mبالاتر از میانگین؛ Fبالاتر از میانگین؛ Rبالاتر از میانگین؛ Lپایین‌تر از میانگین	۸/۷ درصد
شماره ۱۳ (Mبالاتر از میانگین؛ Fبالاتر از میانگین؛ Rپایین‌تر از میانگین؛ Lبالاتر از میانگین)	۴/۷ درصد
شماره ۱۴ (Mبالاتر از میانگین؛ Fپایین‌تر از میانگین؛ Rبالاتر از میانگین؛ Lبالاتر از میانگین)	۳/۴ درصد
شماره ۱۵ (Mپایین‌تر از میانگین؛ Fبالاتر از میانگین؛ Rبالاتر از میانگین؛ Lبالاتر از میانگین)	۲/۷ درصد
شماره ۱۶ M بالاتر از میانگین؛ F بالاتر از میانگین؛ R بالاتر از میانگین؛ L بالاتر از میانگین	۱/۶ درصد
جمع	۲۱/۱ درصد

منبع: محاسبات محقق

خوشه دو مشتریان نسبتاً وفادار: مشتریان خوشه دو مشتریانی هستند که دارای حداقل دو علامت موافق باشند (جدول ۱۱).

جدول ۱۱. بخش‌بندی گروه مشتریان نسبتاً وفادار

سناریو	درصد
شماره ۶ (Mبالاتر از میانگین؛ Fبالاتر از میانگین؛ Rپایین‌تر از میانگین؛ Lپایین‌تر از میانگین)	۵/۶ درصد
شماره ۷ (Mبالاتر از میانگین؛ Fپایین‌تر از میانگین؛ Rبالاتر از میانگین؛ Lپایین‌تر از میانگین)	۴/۱ درصد
شماره ۸ (Mبالاتر از میانگین؛ Fپایین‌تر از میانگین؛ Rپایین‌تر از میانگین؛ Lبالاتر از میانگین)	۱۰/۲ درصد
شماره ۹ (Mپایین‌تر از میانگین؛ Fبالاتر از میانگین؛ Rبالاتر از میانگین؛ Lپایین‌تر از میانگین)	۵/۹ درصد
شماره ۱۰ (Mپایین‌تر از میانگین؛ Fبالاتر از میانگین؛ Rپایین‌تر از میانگین؛ Lبالاتر از میانگین)	۸/۴ درصد
جمع	۳۴/۲ درصد

منبع: محاسبات محقق

خوشه سوم مشتریان غیر وفادار: مشتریان خوشه سوم مشتریانی هستند که یک علامت موافق (حالت مطلوب) در سناریوهایی آن‌ها وجود داشته باشد (جدول ۱۲).

جدول ۱۲. بخش‌بندی گروه مشتریان غیر وفادار

سناریو	درصد
شماره ۲ (Mبالاتر از میانگین؛ Fپایین‌تر از میانگین؛ Rپایین‌تر از میانگین؛ Lپایین‌تر از میانگین)	۴/۶ درصد
شماره ۳ (Mپایین‌تر از میانگین؛ Fبالاتر از میانگین؛ Rپایین‌تر از میانگین؛ Lپایین‌تر از میانگین)	۹/۳ درصد
شماره ۴ (Mپایین‌تر از میانگین؛ Fبالاتر از میانگین؛ Rپایین‌تر از میانگین؛ Lپایین‌تر از میانگین)	۸/۳ درصد
شماره ۵ (Mپایین‌تر از میانگین؛ Fپایین‌تر از میانگین؛ Rپایین‌تر از میانگین؛ Lبالاتر از میانگین)	۶/۶
شماره ۱۱ (Mپایین‌تر از میانگین؛ Fپایین‌تر از میانگین؛ Rبالاتر از میانگین؛ Lپایین‌تر از میانگین)	۷/۴
	۳۶/۲ درصد

منبع: محاسبات محقق

خوشه چهارم مشتریان غیر واقعی: مشتریان خوشه چهار مشتریانی هستند؛ که دارای شاخص های زیر باشند. در نتیجه سناریوهایی که هیچ علامت موافق (حالت مطلوب) را داشته باشند مشتریان غیر واقعی خواهند بود (جدول ۱۳).

جدول ۱۳. بخش‌بندی گروه مشتریان غیر واقعی

سناریو	درصد
شماره ۱ (M پایین‌تر از میانگین, F پایین‌تر از میانگین, R پایین‌تر از میانگین, Lپایین‌تر از میانگین)	۸/۵ درصد
جمع	۸/۵ درصد

منبع: محاسبات محقق

فاز۵: ارزیابی: مجموعه فعالیت‌هایی که در این بخش می‌بایست انجام شود عبارتند از:

توابع تشخیصی برای پیش بینی و تشخیص مشتریان آینده استفاده می گردد. در این بخش ۱۶ گروه به وسیله چهار شاخص L, R, F, M شناسایی شدند؛ زیرا مقدار سطح معنی‌داری برای هر یک از ویژگی‌ها کم‌تر از ۰/۰۵ است (جدول ۱۴).

جدول ۱۴. آزمون برابری میانگین گروه‌ها برای هر یک از چهار شاخص مورد استفاده در تحلیل

Tests of Equality of Group Means					
Sig.	df2	df1	آماره F	Wilks'Lambda	
0.000	۱۰۴۹۹۰	15	33.096	0.847	L
0.000	۱۰۴۹۹۰	15	56.996	0.409	R
0.000	۱۰۴۹۹۰	15	56.445	0.395	F
0.000	۱۰۴۹۹۰	15	44.65	0.574	M

منبع: محاسبات محقق

مقادیر, مقادیر ویژه[۴۱] بیانگر نسبت واریانسی است که به وسیله تحلیل توضیح داده شده است که در (جدول ۱۵) ، .نتایج حاصل و نیز مقادیر همبستگی کانونی[۴۲] قابل مشاهده هستند.

جدول ۱۵. نتایج مقادیر ویژه و همبستگی کانونی برای مشتریان Eigenvalues

تابع	مقدار ویژه	انحراف ٪	تجمعی ٪	همبستگی کانونی
1	5.584	65.9	65.9	0.921
2	1.423	16.8	82.7	0.766
3	1.313	15.5	98.2	0.753
4	0.152	1.8	100.0	0.363

منبع: محاسبات محقق

اعداد حاصل از (جدول ۱۵)، بیانگر یک همبستگی نسبتاً بالا و در نتیجه تحلیل تشخیصی بین گروه‌های مختلف بر حسب چهار شاخص مقبول است.

برآورد توابع تشخیصی برای پیش‌بینی و تشخیص مشتریان

با استفاده از تحلیل تشخیصی ۱۶ معادله شناسایی گردید. از این توابع برای پیش‌بینی و

تشخیص هر یک از مشتریان فعلی که جز ۹۸۶۰۴ مشتری نبوده‌اند، بهره گرفته می‌شود. تا زمانی که مقادیر شاخص‌های L,M ,F, R برای هر مشتری با مقادیر میانگین کل مشتریان تفاوت زیادی نداشته باشد این توابع جهت پیش بینی و تشخیص وضعیت مشتریان استفاده می شود. مقادیر چهار شاخص مشتری جدید را در ۱۶ معادله برآوردی قرار داده و بالاترین تطابق در هر مرحله‌ای باشد, مشتری مورد نظر به همان گروه تعلق می‌گیرد. توابع تشخیصی گروه‌های مختلف در ذیل ارائه شده است:

گروه اول Di=-27.054-0.104(Li)-0.176(Ri)-0.436(Mi)-2.094E-8(Fi)

گروه دوم Di=6.995-0.051(Li)-0.046(Ri)-0.089(Mi)+2.374E-8(Mi)

گروه سوم Di=9.143-0.020(Li)-0.038 (Ri)+0.599(Mi)-1.026E-9(Fi)

گروه چهارم Di=12.874-0.042(Li)-0.189(Ri)+0.076(Mi)-1.950E-9(Fi)

گروه پنجم Di=18.483+0.115(Li)-0.077(Ri)-0.027(Mi)-1.914E-9(Fi)

گروه ششم Di=15.750-0.015(Li)-0.038(Ri)+0.849(Mi)+1.292E-8(Fi)

گروه هفتم Di=19.720-0.036(Li)+0.247(Ri)-0.137(Mi)+2.269E-8(Fi)

گروه هشتم Di=-19.78+0.118(Li)-0.077(Ri)-0.028(Fi)-2.022E-8(Fi)

گروه نهم Di=21.483-0.063(Li)+0.207(Ri)±0.514(Mi)-1.147E-9(Fi)

گروه دهم Di=23.990+0.115(Li)-0.079(Ri)+0.378(Mi)-1.390E-9(Fi)

گروه یازدهم Di=19.111-0.109(Li)+0.146(Ri)-0.03(Mi)-1.940E-9(Fi)

گروه دوازدهم Di=20.198-0.051(Li)+0.185(Ri)+0.506(Mi)+1.573E-8(Fi)

گروه سیزدهم Di=29.009+0.108(Li)-0.076(Ri)+0.622(Mi)+1.103E-8(Fi)

گروه چهاردهم Di=17.746+0.10(Li)+0.143(Ri)-0.013(Mi)+1.273E-8(Fi)

گروه پانزدهم Di=21.729+0.101(Li)+0.132(Ri)+0.387(Mi)-1.592E-9(Fi)

گروه شانزدهم Di=-27.054+0.104(Li)+0.176(Ri)+0.436(Mi)+1.094E-8(Fi)

بحث و نتیجه‌گیری

در این تحقیق اطلاعات ۲۲ شاخص‌های مرتبط با مشتریان وارد مدل‌های بیزین غیر خطی (BMA، TVP-DMA و TVP-DMS)، گردیدند. بر اساس میزان خطا مدل BMA از

بالاترین دقت برخوردار بود. پس از برآورد مدل ۴ متغیر اصلی شناسایی گردیدند. بر اساس نتایج متغیرهای موجودی حساب؛ مجموع مانده سپرده ها؛ مجموع مانده کل تسهیلات جاری و حجم تراکنش های مالی به عنوان متغیرهای غیر شکننده تعریف گردیدند.

در ادامه بر اساس نتایج مشخص گردید رویکرد C-MEANS نسبت به K-MEANS از دقت بالاتری برخوردار است و از میان رویکردهای فازی نوع ۱، نوع ۲ و نوع ۳ مدل فازی نوع سه در حالت ترکیب گوسی-مثلثی از دقت بالاتری برخوردار است. بر اساس رویکرد C-MEANS، ۱۶ خوشه شناسایی گردیدند و ویژگی‌های هر ۱۶ خوشه مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. بر اساس نتایج اکثر متغیرها تأثیر مثبت و معناداری بر وضعیت هر خوشه دارند.

توصیه‌های مبتنی بر مدل‌های بیزین

با توجه به اینکه متغیرهای متعددی بر خوشه بندی مشتریان موثر است و از طرفی میزان اهمیت آن ها در هر خوشه می تواند متفاوت باشد در سیستم توصیه گر طراحی شده برای هر خوشه باید متغیرهای اثرگذار و غیرشکننده را شناسایی نمود و بسته به متغیرهای غیر شکننده هر شاخص اقدام به توصیه نمود.

با توجه به اینکه در مدل های بیزین احتمال وقوع هر متغیر در طی زمان در حال تغییر است؛ بر این اساس وزن هر عامل در هر خوشه متغیر خواهد بود. لازم است در سیستم توصیه‌گری که طراحی می‌گردد پویای کافی جهت امکان تغییر مشتری در خوشه‌ها مورد بازبینی قرار گیرد.

توصیه‌های مبتنی بر خوشه بندی

با توجه به اینکه رویکردهای متفاوتی جهت خوشه بندی متغیرها مشتریان وجود دارد و هر یک از رویکردهای مورد بررسی تعداد خوشه بهینه را متفاوت ارائه می کند؛ استفاده از مدل‌های میانگین‌گیری پویا از خوشه‌های مشتریان می‌تواند بانک را در ارائه توصیه به خوشه‌های مختلف از گمراهی خارج نماید.

با توجه به اینکه در خوشه های مختلف شدت اثرگذاری و معناداری متفاوت است در

هر خوشه به تناسب میزان اثرگذاری و معناداری شاخص مربوط اقدام به ارائه توصیه سیاستی نمود.

توصیه‌های مبتنی بر فازی

با توجه به دقت بالاتر مدل‌های فازی نوع ۳ در تحقیق حاضر و مبتنی بر توزیع داده‌های گوسی و مثلثی لازم است با توجه به سطح ریسک‌پذیری مشتریان از توزیع‌های متناسب که توانایی پوشش دهی و شناسایی انواع ریسک از سمت مشتریان را داشته باشد؛ اقدام به ارائه توصیه نمود.

توصیه‌های مبتنی بر متغیرهای غیر شکننده

با توجه به تابعیت هر خوشه از متغیر مانده حساب و تأثیر مثبت این متغیر بر بهبود جایگاه هر خوشه در درآمدزایی بانک نیاز است، در سیتسم توصیه‌گر پیشنهاداتی از قبیل استفاده از تسهیلات با بازپرداخت منطعف و وابسته به میزان خواب مانده حساب بلند مدت توجه نمود.

سپاسگزاری

نویسندگان از داوران ناشناس که در بهبود کبفبت مقاله کمک کردم اند تشکر می‌کنند.

تعارض منافع

تعارض منافع وجود ندارد.

پی‌نوشت‌ها

1. Kinge
2. Vidal
3. Theodoridis
4. Zoynul Abedin
5. Liu et al.,
6. Yuan et al.,
7. Aslam et al.,
8. Kalaivani and Sumathi
9. De Caigny et al.,
10. Jain et al.,
11. Chen et al.,
12. Alam et al.,
13. Clerkin and Hanson
14. Berggrun et al.,

15. Amin et al.
16. Naïve Bayes
17. Bahnsen et al.,
18. Long et al.,
19. Abedin
20. Zhang et al.,
21. Keramati et al.,
22. Mujica et al.
23. Wojnarski
24. Baumann et al.
25. Share of Wallet
26. Ngai et al.
27. Fejza et al.
28. Rahman and Khan
29. University of California Irvine
30. Kalaivani and Sumathi
31. Decision Tree
32. Multilayer Perceptron
33. Logistic Regression
34. Zhou et al.
35. Raju and Dhandayudam
36. Abbasimehr and Shabani
37. De Caigny et al.,
38. Ho et al.
39. Chen et al.
40. Charte et al.,
41. Eigenvalues
42. Canonical Correlation

منابع

خاتمی فیروزآبادی, محمدعلی, تقوی فرد, محمد تقی, سجادی, سید خلیل, بامدادصوفی, جهانیار. (۱۳۹۷). مدل بهینه‌سازی چندهدفه تخصیص خدمت به مشتریان بانک با به‌کارگیری داده‌کاوی و شبیه‌سازی. مطالعات مدیریت کسب و کار هوشمند, ۷(۲۵), ۵-۴۰.

سیفی, میثم, حیدری, زهرا, ابراهیمی, مریم. (۱۴۰۲). مدل‌سازی و شبیه‌سازی مدیریت الکترونیکی ارتباط با مشتریان با هدف مطالعه میزان وفاداری آن‌ها (مطالعه موردی: بانک تجارت). فصل‌نامه مطالعاتی در مدیریت بانکی و بانکداری اسلامی, ۸(پاییز), ۱۳۹-۱۶۳.

قبولی, ناصر, بافنده زنده, علیرضا, عالی, صمد. (۱۴۰۲). کشف دانش حاکم بر ویژگی‌های جمعیت‌شناختی مشتریان در انتخاب بانک‌ها با استفاده از قوانین انجمنی در داده کاوی. فصلنامه مهندسی مدیریت نوین, ۹(۳), ۹۶-۱۲۱.

Mohammad Zoynul Abedin, Petr Hajek, Taimur Sharif, Md. Shahriare Satu, Md. Imran Khan, (2023), Modelling bank customer behaviour using feature engineering and classification techniques, Research in International Business and Finance, Volume 65, April 2023, 101913

Abbasimehr, H., Shabani, M., 2019. A new methodology for customer behavior analysis using time series clustering: A case study on a bank's customers. Kybernetes 50 (2), 221–242.

Abedin, M.Z., Chi, G., Uddin, M.M., Satu, M.S., Khan, M.I., Hajek, P., 2020. Tax default prediction using feature transformation-based machine learning. IEEE Access 9, 19864–19881.

Alam, N., Gao, J., Jones, S., 2021. Corporate failure prediction: An evaluation of deep learning vs discrete hazard models. J. Int. Final. Inst. Money 75, 101455. Amin, A., Al-Obeidat, F., Shah, B., Adnan, A., Loo, J., Anwar, S., 2019. Customer churn prediction in telecommunication industry using data certainty. J. Bus. Res. 94, 290–301.

Aslam, F., Hunjra, A.I., Ftiti, Z., Louhichi, W., Shams, T., 2022. Insurance fraud detection: Evidence from artificial intelligence and machine learning. Res. Int. Bus. Finance 62, 101744.

Bahnsen, A.C., Aouada, D., Stojanovic, A., Ottersten, B., 2016. Feature engineering strategies for credit card fraud detection. Expert Syst. Appl. 51, 134–142.

Baumann, C., Burton, S., Elliott, G., 2007. Predicting consumer behavior in retail banking. J. Bus. Manag. 13 (1), 79–96.

Berggrun, L., Salamanca, J., Díaz, J., Ospina, J.D., 2020. Profitability and money propagation in communities of bank clients: A visual analytics approach. Finance Res. Lett. 37, 101387.

Charte, D., Charte, F., Herrera, F., 2022. Reducing data complexity using autoencoders with class-informed loss functions. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. http://dx.doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3127698.

Chen, C., Geng, L., Zhou, S., 2021. Design and implementation of bank CRM system based on decision tree algorithm. Neural Comput. Appl. 33, 8237–8247.

Clerkin, N., Hanson, A., 2021. Debit card incentives and consumer behavior: evidence using natural experiment methods. J. Financ. Serv. Res. 60 (2), 135–155.

De Caigny, A., Coussement, K., De Bock, K.W., Lessmann, S., 2020. Incorporating textual information in customer churn prediction models based on a convolutional neural network. Int. J. Forecast. 36 (4), 1563–1578.

Fejza, V., Livoreka, R., Bajrami, H., 2017. Analyzing consumer behavior in banking sector of Kosovo. Eurasian J. Bus. Manag. 5 (4), 33–48.

Ho, S.C., Wong, K.C., Yau, Y.K., Yip, C.K., 2019. A machine learning approach for predicting bank customer behavior in the banking industry. In: Machine Learning and Cognitive Science Applications in Cyber Security. IGI Global, pp. 57–83.

Jain, H., Yadav, G., Manoov, R., 2021. Churn prediction and retention in banking, telecom and IT sectors using machine learning techniques. In:

Advances in Machine Learning and Computational Intelligence. Springer, Singapore, pp. 137–156.

Kalaivani, D., Sumathi, P., 2019. Factor based prediction model for customer behavior analysis. Int. J. Syst. Assur. Eng. Manag. 10 (4), 519–524.

Keramati, A., Ghaneei, H., Mirmohammadi, S.M., 2016. Developing a prediction model for customer churn from electronic banking services using data mining. Financ. Innov. 2 (1), 1–13.

Kinge, A., Oswal, Y., Khangal, T., Kulkarni, N., Jha, P., 2022. Comparative study on different classification models for customer churn problem. In: Machine Intelligence and Smart Systems. Springer, Singapore, pp. 153–164.

Liu, Y., Yang, M., Wang, Y., Li, Y., Xiong, T., Li, A., 2022. Applying machine learning algorithms to predict default probability in the online credit market: Evidence from China. Int. Rev. Financ. Anal. 79, 101971.

Long, W., Lu, Z., Cui, L., 2019. Deep learning-based feature engineering for stock price movement prediction. Knowl.-Based Syst. 164, 163–173.

Mujica, L.E., Melendez, J., Colomer, J., 2002. Modeling the bank's client behavior using case based reasoning and self-organizing map. (Accessed 20 December 2016).

Ngai, E.W., Xiu, L., Chau, D.C., 2009. Application of data mining techniques in customer relationship management: A literature review and classification. Expert Syst. Appl. 36 (2), 2592–2602.

Rahman, A., Khan, M.N.A., 2018. A classification based model to assess customer behavior in banking sector. Eng. Technol. Appl. Sci. Res. 8 (3), 2949–2953.

Raju, S.S., Dhandayudam, P., 2018. Prediction of customer behaviour analysis using classification algorithms. In: AIP Conference Proceedings, Vol. 1952 No. 1. AIP Publishing LLC, 020098.

Theodoridis, G., Tsadiras, A., 2022. Applying machine learning techniques to predict and explain subscriber churn of an online drug information platform. Neural Comput. Appl. 1–14. http://dx.doi.org/10.1007/s00521-022-07603-9.

Vidal, A., Kristjanpoller, W., 2020. Gold volatility prediction using a CNN-LSTM approach. Expert Syst. Appl. 157, 113481.

Wojnarski, M., 2002. Modeling the Bank Client's Behavior with LTF-C Neural Network. Institute of Informatics, Warsaw University.

Yuan, K., Chi, G., Zhou, Y., Yin, H., 2022. A novel two-stage hybrid default prediction model with k-means clustering and support vector domain description. Res. Int. Bus. Finance 59, 101536.

Zhang, X., Han, Y., Xu, W., Wang, Q., 2021a. HOBA: A novel feature engineering methodology for credit card fraud detection with a deep learning architecture. Inform. Sci. 557, 302–316.

Zhang, H., Shi, Y., Yang, X., Zhou, R., 2021b. A firefly algorithm modified support vector machine for the credit risk assessment of supply chain finance. Res. Int. Bus. Finance 58, 101482.

Zhou, X., Bargshady, G., Abdar, M., Tao, X., Gururajan, R., Chan, K.C., 2019. A case study of predicting banking customers behaviour by using data mining. In: 2019 6th International Conference on Behavioral, Economic and Socio-Cultural Computing. BESC, IEEE, pp. 1–6.

Designing a model for banking service allocation

Nazanin Kashani Kikoo [1]
Mahnaz Rabiei [2]
Kiamars Fathi Hafshejani[3]

Abstract
Nowadays, the organizations', especially banks' interaction with customers has changed significantly as customer relationship management (CRM). The current research explains a model for customer relationship with a Fuzzy-Bayesian recommender approach. It is an applied and exploratory research, which has reviewed the information of 98,604 customers. It has used 3 approaches of data mining, fuzzy, non-linear Bayesian averaging. The information of 22 indicators of customers was inputted into non-linear Bayesian models (BMA, TVP-DMA and TVP-DMS). The BMA model, regarding its error rate, had the highest accuracy. As the results show, account balance, total balance of deposits, total balance of current facilities and volume of financial transactions were the research's non-fragile variables. C-MEANS approach is more accurate than K-MEANS. The C-MEANS approach could identify 16 clusters and analyze the characteristics of each of 16 clusters. Thus, most of the variables have a positive and significant effect on the status of each cluster.

Keywords: Gold banking services, customer relationship management, fuzzy clustering, data mining.

1. Ph.D. student, Department of Information Technology Management, South Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
2. Department of Economics, Modeling and Optimization Research Center in Engineering Sciences, South Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran
3. Department of Industrial Management, South Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran