

رویکرد بخش‌بندی و رتبه‌بندی پویای مشتریان و شناسایی تحرک رفتاری آنان با بهره‌گیری از تکنیک‌های داده‌کاوی در بانک رفاه کارگران

نوع مقاله: پژوهشی

محمدپریداری^۱

حسن صابری^۲

زین العابدین امینی^۳

احسان ساده^۴

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۴/۳

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۵/۲۷

چکیده

امروزه شناسایی، تعیین ارزش و بخش‌بندی مشتریان برای بانک‌ها یک امر حیاتی است اما روش‌های ایستای بخش‌بندی مشتریان که بر مبنای ثبات مشتریان در هر یک از بخش‌های تعیین شده می‌باشد از کارایی لازم برخوردار نبوده و شناخت الگوهای جابجایی و پویایی مشتریان در این بخش‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار می‌باشد. این پژوهش اقدام به بخش‌بندی و رتبه‌بندی پویای مشتریان بانک رفاه کارگران و شناسایی تحرک رفتاری آنان بین بخش‌های مختلف در بازه زمانی مشخص با بهره‌گیری از تکنیک‌های داده‌کاوه نموده است. از آنجا که داده‌کاوی درصدد توصیف حجم انبوه داده‌ها برای کشف الگوها و قواعد معنادار است لذا در این تحقیق از روش‌های معمول نمونه‌گیری جهت تعیین حجم نمونه استفاده نشده و تعداد ۱۲۳۷۳۵ مشتری حقیقی ارزشمند بانک که دارای حساب قرض الحسنه بودند عیناً بعنوان جامعه آماری و تمامی تراکنش‌های مالی ایشان در بازه زمانی ۶ ماهه از اول مهر ۱۳۹۸ تا ۲۹ اسفند ۱۳۹۸ بعنوان نمونه انتخاب گردید سپس عملیات پیش‌پردازش و مدل‌سازی داده‌ها در شش بازه زمانی و به صورت ماهانه باهدف بخش‌بندی و رتبه

۱ دانشجوی دکتری مدیریت بازرگانی، گروه مدیریت دانشکده علوم انسانی واحد ساوه، دانشگاه آزاد اسلامی ساوه، mo.paridari@yahoo.com

۲ استادیار مدیریت بازرگانی دانشکده علوم انسانی واحد ساوه، دانشگاه آزاد اسلامی ساوه، ایران (نویسنده مسئول) saberi20hassan@yahoo.com

۳ دانشیار مدیریت دولتی دانشکده علوم انسانی واحد ساوه، دانشگاه آزاد اسلامی ساوه، ایران drsajadamini@yahoo.com

۴ دانشیار مدیریت صنعتی، گروه مدیریت دانشکده علوم انسانی واحد ساوه، دانشگاه آزاد اسلامی ساوه، ایران ehsansadeh@gmail.com

بندی پویای مشتریان به وسیله الگوریتم های کای میانگین *K MEAN* و شبکه های عصبی خودسازمانده *SOM* انجام گردید. براساس نتایج حاصل از این پژوهش مشتریان به سه بخش اصلی تقسیم و پویایی ایشان مورد بررسی قرار گرفته و راهکارهایی جهت بهبود و اثربخشی بیشتر فعالیت های بازاریابی ارائه شده است.

کلمات کلیدی: بخش بندی پویای مشتری، ارزش طول عمر مشتری، داده کاوی، *K-means*، *SOM*، بانک

طبقه بندی *JEL*: C22, A13, L71, E58

مقدمه

امروزه شناسایی، تعیین ارزش و میزان سود آوری، بخش بندی و رتبه بندی مشتریان برای بانک ها یک امر حیاتی و ضروری است بانک ها با هدف شناسایی و جذب مشتریان جدید، حفظ مشتریان موجود، تقویت ارتباط با مشتریان و پیش بینی روند آینده این ارتباط از تکنیک های داده کای استفاده نموده و در این زمینه بایستی مطالعات امکان سنجی، فنی، مالی و اقتصادی بصورت کامل انجام پذیرد. (بهمبری ۲۰۱۲) بانکها نباید صرفا به توسعه یک محصول برای جلب رضایت مشتریان اقدام نمایند بلکه بایستی در خصوص یادگیری رفتار خرید انواع مشتریان برای محصولات مختلف تلاش نمایند به عبارت دیگر مشتریان براساس رفتار خریدار طبقه بندی گردند. با استفاده از تکنیک های داده کاوی می توان مشتریان را بر اساس رفتار خرید به بخش های متعدد تقسیم و به تجزیه و تحلیل رفتار پرداخت، بدین ترتیب می توان با تعیین استراتژی بازاریابی مناسب برای هر بخش نسبت به افزایش کارایی و اثربخشی و بهبود مدیریت ارتباط با مشتریان اقدام نمود. (وو چو ۲۰۱۱) اگر چه با استفاده از ابزار گوناگون گزارش گیری می توان اطلاعاتی را در اختیار تصمیم گیران قرارداد لیکن گستردگی و تنوع خدمات بانک ها، تعداد زیاد مشتریان و حجم عظیم تراکنش های مالی و داده ها باعث ناکارآمدی روش های سنتی در تجزیه و تحلیل اطلاعات مشتریان شده و نیاز به استفاده از ابزاری که به کمک آن بتوان در کشف دانش از میان انبوه داده استفاده نمود امری حیاتی است. داده کاوی فرایند استخراج اطلاعات و دانش و کشف الگوهای پنهان از یک پایگاه داده بزرگ است. با استفاده از الگوهای کشف شده می توان روابط بین ویژگی ها و مشخصات سیستم مانند نوع تقاضا، نوع مشتری، پیش بینی آینده بر اساس مشخصات سیستم، قوانین بین متغیر ها و ... را انجام داد، تکنیک های داده کاوی بعنوان یک سیستم هوشمند پشتیبان تصمیم گیری کاربران مطرح می باشد. در سال های اخیر این سیستم ها در ترسیم اهداف صحیح کسب و کار نظیر بهبود سطح حفظ مشتریان، نفوذ در بازار و سودآوری و کارایی نقش محوری ایفا می نمایند. امروزه بانک ها برای یافتن توالی اطلاعاتی و تعاملات که به بخش بندی، هدف گذاری، حفظ و نگهداری مشتریان سود آور منتج می گردد و همچنین طراحی مکانیزم هایی برای مدیریت ارتباط با مشتریان و استخراج قواعد رفتاری آنها، شبیه سازی تعاملی سیاست ها و تصمیمات قبل از اجراء ارزیابی ریسک اعتباری مشتریان متقاضی، دریافت اعتبار، محاسبه کارایی و... از طریق سیستم های هوشمند مبتنی بر تکنیک های داده کاوی اقدام می نمایند. (شهرابی، ۱۳۹۰) بانکها جزء سازمان هایی هستند که مستقیما با مشتریان در تعامل هستند لذا تحلیل رفتار مشتریان برای افزایش میزان وفاداری ایشان

1 Bhambri

2 Wu & Chou

از اهمیت خاصی برخوردار است، بانک ها سعی دارند تا با تحلیل رفتار و شناسایی الگوهای رفتاری مشتریان نسبت به شناخت نیازهای مشتریان و ارائه خدمات درست به آنها اقدام نمایند. این امر در ارائه استراتژی مناسب در تعامل با آنها و افزایش میزان وفاداری بسیار موثر می باشد. با تحلیل اطلاعات پایگاه داده های بانک ها می توان نسبت به شناسایی و بخش بندی و رتبه بندی مشتریان و سپس تخصیص بهینه منابع به مشتریان اقدام نمود. در حوزه بازاریابی تکنیک های داده کاوی قادرند راهکارهایی را جهت ارتباط هوشمند با مشتریان و تخصیص مناسب منابع به ایشان ارائه دهند. با استفاده از داده کاوی می توان نسبت به پروفایل سازی مشتریان اقدام نمود این پروفایل ابزاری برای پیش بینی ارزش آتی یک مشتری بر پایه ویژگی های دمو گرافیک، رفتارهای پیشین و سبک زندگی می باشد و به کمک آن می توان به بخش بندی مشتریان و اولویت بندی بر اساس میزان سود آوری اقدام نمود (سلیمانی بشلی و اکبری اصل، ۱۳۹۰) لذا داشتن الگوی مناسب و کار آمد جهت شناسایی، بخش بندی و رتبه بندی مشتریان جهت تقسیم بازار و تعیین بازار هدف از اهمیت خاصی برخوردار است با بخش بندی و رتبه بندی مشتریان می توان الگوی رفتاری ایشان را پیش بینی و خدمات مورد نیاز را ارائه نمود این امر باعث افزایش کارایی و اثر بخشی، کاهش هزینه فرصت، ایجاد امکان تدوین برنامه هایی در زمینه های تبلیغات و بازاریابی مناسب، حفظ و نگهداری مشتری، افزایش ارزش طول عمر مشتری خواهد گردید اما برخی از پژوهش ها مبین این نکته است که انتظارات مشتریان در طی زمان متغیر بوده و این امر باعث جابجایی و پویایی مشتریان از یک بخش به بخش دیگری گردد (فلینت و همکاران ۲۰۰۲) و شناسایی و تشخیص به موقع این موضوع یک امر ضروری است زیرا عدم تشخیص به موقع باعث رویگردانی مشتری و تمایل و گرایش او به سایر رقبا را تشدید و کاهش سهم بازار را به همراه خواهد داشت اهمیت موضوع به قدری است که برخی از پژوهشگران، بخش بندی مشتریان را یک امر دائمی و مستمر می دانند (پالمرو میلر ۲۰۰۴) لذا در این پژوهش نسبت به بخش بندی پویای مشتریان بانک رفاه و تعیین الگوهای مربوطه با استفاده از تکنیک های داده کاوی اقدام شده است. لذا ابتدا مطالعات پذیرفته در خصوص داده کاوی بعنوان ابزاری نوین در امر بخش بندی مشتریان ارائه و سپس داده های تراکنشی ۱۲۳۷۳۵ مشتری دارای حساب قرض الحسنه جاری بانک رفاه که بطور مستقیم از پایگاه داده های این بانک استخراج شده تماما بعنوان داده های مربوطه در بازه زمانی ۶ ماهه در مقاطع زمانی یک ماهه مورد بررسی قرار گرفت و پس از تعیین ارزش طول عمر مشتریان clv با استفاده از تکنیکهای som و k -means نسبت به بخش

1 Flint et al

2 Palmro miler

بندی پویای مشتریان و بررسی جابجایی و تحرک پذیری ایشان بین بخش های مختلف اقدام و سرانجام پیشنهادهایی در خصوص بخش بندی پویای مشتریان در شبکه بانکی ارائه گردیده است.

۱. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

- مفهوم بخش بندی

بخش بندی بازار از ابعاد گوناگونی مورد بررسی قرار گرفته و تحقیقات متعددی در این زمینه صورت پذیرفته است. بخش بندی بازار شامل تماشای یک بازار ناهمگون به صورت بازار های کوچک همگون در پاسخ به ترجیحات و علایق متفاوت مشتریان جهت کسب رضایت آنها در برآورد نیاز های متفاوتشان می باشد. بخش بندی بازار روشی کارآمد برای افزایش اثربخشی برنامه بازاریابی است. حتی اگر سازمان برای فروش محصول یا خدمات خود در کلیه بخش ها برنامه ریزی داشته باشد، با این وجود با استفاده از بخش بندی بازار به طور دقیق تری می توانید از نیازهای مشتریان مطلع شود. (اسمیت ۱۹۵۶) دو رویکرد اصلی در بخش بندی وجود دارد. در رویکرد اول که سنتی یا مقدم نامیده می شود، نوع و تعداد بخش های بازار از قبل، توسط پژوهشگر تعیین می گردند. در این روش، پژوهشگری کوشد شرایط از پیش موجود را در گروهی از مشتریان را حدس بزند. (باینس، فیل و پیچ ۲۰۱۰) همچنین در این روش شرکت ها باید با توجه به اطلاعات پیشین یا عوامل پیش بینی شده ی مرتبط با مصرف کنندگان، خدمات یا محصولات، نوع و تعداد بخش ها را پیش بینی کنند که این اطلاعات شامل ویژگی های جمعیت شناسی، مقادیر خرید و مناطق جغرافیایی می باشد. جی، لیو، لیا و هوانگ و لیاو (۲۰۱۸) اما در روش موخر یا نوین نوع و تعداد بخش ها بر مبنای تجزیه و تحلیل داده های گرد آوری شده، تعیین می شوند. در روش مقدم ابتدا معیارهای بخش بندی مانند ویژگی های دموگرافیکی یا اقتصاد اجتماعی مشتریان برگزیده می شود (به همین دلیل این روش را مقدم می نامند) سپس مراحل بعدی که شامل نمونه گیری، جمع آوری داده های مشتریان، تشکیل بخش ها بر پایه معیار یا معیارهای برگزیده، استفاده از آمار چند متغیره درون هر بخش برای شناسایی بخش ها و تدوین استراتژی های بازاریابی که متناسب با بخش های برگزیده است، انجام می گیرد. (باینس فیل و پیچ ۲۰۱۰) اساس بخش بندی نوین بر کاربرد تحلیل خوشه ای داده های تراکنشی که در پایگاه داده مشتریان ذخیره شده است، استوار

1 Smith

2 Baines, Fill, & Page

3 J. Liu, Liao, Huang, & Liao

است. تحلیل خوشه ای پایگاه داده مشتریان را به گونه ای بخش بندی می کند که درون هر بخش شباهت و بین بخش ها تفاوت (هایی) وجود داشته باشد. در بخش بندی هیچ بخش از پیش تعیین شده ای وجود ندارد و با زبان یادگیری ماشینی و بدون نظارت^۱ است و از این رو به دلیل ماهیت ذهنی تعیین بخش ها آن را فن تحلیلی اکتشافی می نامند. به خاطر همین ویژگی، راه های زیادی برای بخش بندی وجود دارد اما باید دید کدامیک از نظر مدیریتی مفیدتر است. (بلیتبرگ، کیم، نسلین ۲۰۰۸) روش های خوشه بندی به پنج دسته تقسیم شده است که عبارتند از:

- ۱- K-Means
- ۲- K-Medoids
- ۳- Bisecting K-means
- ۴- Fuzzy C-Means (هان و کمبر ۲۰۰۶)

الگوریتم K-means معمول ترین روش خوشه بندی ساده است و برای تعداد زیادی از داده های عددی با ابعاد بزرگ به کار می رود و یک روش کارآمد برای طبقه بندی داده های مشابه به یک خوشه مشابه ارائه می دهد. (یو، چو، وانگ و چانگ ۲۰۱۸) همچنین نقشه های خودسازمانده یا به اختصار SOM اولین بار توسط کوهنن معرفی گردید. این شبکه ها بر اساس یادگیری رقابتی عمل می کنند و دارای یادگیری بدون ناظر هستند به این مفهوم که نیازی به داشتن خروجی مورد انتظار در طی فرآیند آموزش نیست. (چانگ، وی، زیفو و زی ۲۰۱۷) ورودی این شبکه ها مجموعه ای از داده های آموزش است که معمولاً با هدف خوشه بندی یا دسته بندی به شبکه اعمال می شوند. (لوپز، والرو، سنابره، اپاریکو و گبالدن ۲۰۱۲)

- مدل RFM برای محاسبه ارزش عمر مشتریان

روش RFM که توسط (هوگس ۲۰۱۲) پیشنهاد شده یک روش موثر برای تقسیم بندی بازار در بازاریابی است که مخاطبان را از طریق تجزیه و تحلیل طول مدت یک دوره از زمان آخرین خرید (R)، تعداد خرید درون یک دوره زمان مشخص (F) و مقدار پول صرف شده در این مدت زمان مشخص شده (M) یا بر اساس تازگی، تکرار و ارزش پولی دسته بندی می کند. (کین، یوانو

^۱ Unsupervised

^۲ Blattberg, Kim, & Neslin

^۳ Han & Kamber

^۴ Yu, Chu, Wang, Chan, & Chang

^۵ Chuang, Wei, Zhifu, & Zhi

^۶ López, Valero, Senabre, Aparicio, & Gabaldon

^۷ Hughes

وانگ (۲۰۱۷) این روش یکی از مهم ترین روش های اندازه گیری ارزش عمر مشتری می باشد زیرا با بخش بندی مشتریان به وسیله ی داده های تراکنشی و بر مبنای این مدل، بخش های مشتریان با ارزش تعیین می شوند. (د. لیووشی ۲۰۰۵) باب استون معتقد است که بسته به صنعت مورد بررسی باید به هر یک از معیارهای تازگی، تکرار و ارزش پولی، وزن داد. خود او در پژوهشی که مرتبط با کارت اعتباری بود، اولویت اول را به تکرار، سپس تازگی و در آخر ارزش پولی نسبت داد اما اولویت ها را به صورت شهودی تعیین نمود. (استون ۲۰۰۷) تازگی، مدت زمانی است که از آخرین خرید مشتری گذشته است. تکرار، دفعات خرید مشتری از ابتدا تاکنون یا در یک دوره زمانی مشخص است که هر چه بیشتر باشد احتمال پاسخ را اغلب افزایش می دهد و ارزش پولی، میزان پول پرداخت شده توسط مشتریان در گذشته یا در یک دوره زمانی مشخص و یا میانگین خرید هر سفارش است که هر چه بیشتر باشد احتمال پاسخ افزایش می یابد. البته روابط منفی و مثبت ذکر شده همواره صحیح نیست. با این حال وقتی رابطه بین تازگی و احتمال پاسخ که اغلب منفی است مشخص شد، می توان آهنگ پاسخ را با استفاده از داده های قبلی مشتری محاسبه کرد. رابطه تکرار و احتمال پاسخ نیز باید به صورت تجربی تعیین شود، اما غالباً مثبت است. تکرار به صورت تعداد دفعات خرید مشتری از ابتدا تاکنون یا تعداد دفعات خرید از ابتدا تاکنون تقسیم بر مدت زمان بیان می شود. (بالت و وانسبیک ۱۹۹۵) ۴

- داده کاوی و کاربرد آن در بخش بندی

داده کاوی، اکتشاف و تحلیل حجم زیادی از داده ها برای کشف الگوها و قواعد معنادار است. فرآیند داده کاوی گاهی کشف دانش نیز نامیده می شود. (هان و کمبر ۲۰۰۶) ۵ امروزه در اکثر سازمانها، داده ها به سرعت در حال جمع آوری و ذخیره شدن می باشند. اما این داده های خام، اعداد و ارقام به تنهایی هیچ کمکی نمی کنند و حتی می توان ادعا کرد که علیرغم این حجم انبوه داده ها امروزه سازمان ها با فقر دانش روبرو هستند. مفهوم داده کاوی، کاویدن و استخراج دانش از منابع عظیم داده است تا اطلاعات گرانبهایی که در حجم انبوهی از اطلاعات سطحی پنهان شده است را استخراج کند. داده کاوی ترجمه عبارت Data Mining و به معنای کاویدن معادن داده است.

1 Qin, Yuan, & Wang

2 D. Liu & Shih

3 Stone

4 Bult & Wansbeek

5 Han & Kamber

هدف اصلی داده کاوی کشف دانش است که این دانش نظمی که در داده ها وجود دارد را نمایان می سازد. (شهرابی و ذوالقدرشجاعی، ۱۳۹۱)

ارنیا و ارینس (۲۰۲۰)۱، در پژوهشی با مدل تحلیل پوششی داده ها به بررسی کارایی در سیستم بانکی گروه هفت متشکل از کشورهای اسلونی، اسلواکی، لهستان، لیتوانی، مجارستان و جمهوری چک پرداخته است. نتایج این پژوهش نشان داده است که سیستم بانکی لیتوانی ناکارآمدترین سیستم بانکی میباشد و در پژوهشی دیگر توسط لیو و همکاران (۲۰۲۰)۲، با استفاده از مدل تحلیل پوششی داده ها و همینطور تکنیک دیماتل به ارزیابی عملکرد شرکتهای هولدینگ مالی در تایوان پرداخته است.

میوهال و جین (۲۰۲۱)۳ یک روش دومرحله ای جهت خوشه بندی مشتریان معرفی کرده اند. در مرحله اول با بکارگیری الگوریتم K-means تعداد بهینه خوشه ها مشخص میشود. در مرحله دوم با بکارگیری شبکه عصبی هم خوشه بندی انجام می شود و هم روابط پیچیده ای که بین ویژگی های داده و خوشه های مختلفی که نقاط مشاهده به آن تعلق دارند، شناسایی می شوند.

باومان (۲۰۲۰)۴ در پژوهشی به این نکته اشاره کرده است که الگوریتم های خوشه بندی سنتی، صرفاً براساس ویژگی های اشیاء روشی را برای آنها را به خوشه ها اختصاص میدهند. این محقق بر مبنای برنامه ریزی خطی مبتنی بر الگوریتم k-means خوشه بندی ارائه میدهد که تعمیم الگوریتم خوشه بندی سنتی است که در آن اطلاعات اضافی در مورد یک مجموعه داده به صورت محدودیت ارائه میشود و در نظر گرفتن این محدودیت ها دقت خوشه بندی را به میزان قابل توجهی بهبود می بخشد.

آنیتا و مالینی (۲۰۱۹) با هدف پیش بینی رفتار مشتریان و استفاده از هوش تجاری در شناسایی مشتریان بالقوه از الگوریتم k-means استفاده کرده اند. به منظور خوشه بندی مشتریان بر اساس مدل RFM از برنامه ریزی خطی استفاده کرده است

باومان (۲۰۱۹) در پژوهشی در کنار الگوریتم k-means از برنامه ریزی خطی استفاده کرده است. ایده اصلی این پژوهش استفاده از برنامه ریزی خطی صفر و یک برای اختصاص اشیاء به خوشه ها میباشد. رویکرد پیشنهادی این محقق به ویژه در موارد بزرگ با بیش از ۱۰۰ خوشه خوب عمل کرده است.

1 Erina,jana &Erins

2 LIU et al

3 Muhal,harshit&Jain

4 Baumann,Philipp

خلیلی و همکاران (۲۰۱۸) یک روش محاسباتی نرم ترکیبی بر اساس خوشه بندی، استخراج قواعد و درخت تصمیم برای پیش بینی رفتار مشتریان در شرکت های مشتری محور پیشنهاد داده اند. در ماژول اول، الگوریتم K-means برای خوشه بندس مشتریان گذشته شرکت براساس رفتار خرید آنها استفاده می شود. در ماژول دوم، یک روش انتخاب ویژگی ترکیبی مبتنی بر فیلترکردن و یک روش تصمیم گیری چند شاخصه ارائه شده است. سرانجام، بر اساس مشخصات مشتری و با استفاده از تجزیه و تحلیل درخت تصمیم، قوانین اگر - آنگاه استخراج می شوند. از این روش به منظور پیش بینی اقدامات سودآور و مشخص کردن تأثیرگذارترین ویژگی های موجود برای مشتریان جهت انجام این پیش بینی استفاده شده است.

فرهمند و همکاران (۱۴۰۰) در تحقیقی در خصوص میزان پذیرش فناوری های اینترنت اشیا در موسسات و بانک های اسلامی در خصوص اینترنت اشیا خوشه بندی رابعنوان یادگیری بدون نظارت مطرح و اینکه هدف یافتن خوشه های معقول از نمونه های مشابه در داده های ورودی می باشد. فرایند انطباق آسان، ارائه خدمات مربوطه، اطلاع رسانی به مشتری، نظارت بر مشتریان، دسترسی به اعتبار، شناسایی معاملات کلاهبردارانه و... از دیگر موارد کاربرد بخش بندی در خدمات بانکی است (هیزیروغلو و همکاران (۲۰۱۸) تحقیقی با هدف مقایسه دو نوع مختلف مدل ارزش دوره عمر مشتری با داده کاوی در بخش خرده فروشی انجام دادند. ارزیابی در قالب تقسیم بندی مشتریان با استفاده از پایگاه داده یک شرکت در بخش خرده فروشی بود. نتایج نشان داد که دو مدل، یک ساختار تقسیم بندی را انجام میدهند و هیچ تفاوت آماری در انتخاب متغیرهای کنترل ندارند. همچنین این پژوهش، مدل سودآوری بر اساس تحلیل های آماری با متغیرهای کنترل را شناسایی کرد.

- الگوهای پویایی رفتاری مشتریان

در کنار تحلیل الگوهای رفتاری گروه های مختلف در طی زمان، نوع دیگری از گروه های رفتاری مشتریان به لحاظ تغییراتی که در بخش ها هنگام جابجایی ها و انتقالات مشتری و در واقع پویایی رفتار وی حاصل می شود قابل توجه می باشد. بررسی تغییرات بخش ها و الگوهای رفتاری مشتریان در عضویت به بخش های مختلف نشان می دهد که گروهی از مشتریان هستند که با تغییر رفتار خود باعث تغییرات ساختاری یا محتوایی می شوند. منظور از تغییرات ساختاری حذف یا اضافه شدن یک بخش در طول زمان، یا ترکیب دو بخش با یکدیگر، یا تقسیم یک بخش به دو بخش دیگر است. منظور از تغییرات محتوایی نیز، کوچک و بزرگ شدن اندازه بخش ها است. بر این

اساس می توان گروه های مختلفی از مشتریان بر اساس تأثیری که در شکل دهی و تغییرات ساختاری و محتوایی بخش ها دارند، تعریف و ارائه کرد.

در ادامه تعاریف جدیدی از پویایی مشتری بر اساس ماهیت رفتار پویایی وی و تأثیرگذاری آن در تغییرات بخش ها ارائه می گردد که می تواند در تحلیل تغییرات بخش ها چه از لحاظ ساختاری و چه از لحاظ محتوایی بسیار مؤثر بوده و در پیش بینی وضعیت آتی بخش ها مؤثر واقع شود. این سه گروه از مشتریان عبارتند از:

- مشتریان سازنده و تثبیت کننده ساختار: مشتریانی که رفتارشان در طول زمان تغییر قابل توجهی نمی کند و معمولاً به طور ثابت در یکی از بخش ها وجود دارند. در واقع این مشتریان باعث می شوند که بخش های پایداری با ویژگی های مشخص در طول زمان وجود داشته باشند. این مشتریان، مشتریان سازنده و تثبیت کننده ساختار نامیده می شود.

- مشتریان متحرک ساختار سازگار: مشتریان متحرکی که بین بخش های اصلی ساختار پایدار بخش ها جابه جا می شوند و باعث تغییرات محتوایی بخش ها، از جمله کوچک و بزرگ شدن اندازه بخش ها می شوند؛ اما موجب تغییرات اساسی در ساختار بخش ها و در واقع تغییرات ساختاری بخش ها نمی شوند. این مشتریان، مشتریان متحرک ساختار سازگار نامیده می شوند.

- مشتریان متحرک ساختار شکن: گروه سوم مشتریانی هستند که بین بخش های مختلف جابه جا شده و پویایی رفتار آنها به حدی است که سبب تغییرات ساختاری در بخش ها می شوند. برای نمونه، ممکن است بخشی در طول زمان اضافه یا حذف شود، یا بخشی از مشتریان به دو بخش دیگر شکسته شود، یا دو بخش با یکدیگر ترکیب شوند. این گروه از مشتریان را مشتریان متحرک ساختار شکن نامیده می شود. (آخوندزاده نوقایی، البدوی و اقدسی، ۱۳۹۳) لذا سیر تکامل پژوهش های مرتبط با بخش بندی پویای مشتریان شامل تشخیص و تعیین وجود پویایی، بررسی الگوهای پویایی و در نهایت آرایه الگوهای مرتبط و راهکارهایی برای جهت دهی جابجایی مشتریان در بخش های مختلف به منظور پیش بینی و ممانعت از رویگردانی و خروج مشتریان به سایر بانک ها می باشد

۲. روش شناسی پژوهش

این پژوهش توصیفی اکتشافی بوده و از نظر زمانی نوع تحقیق گذشته نگر یا پس رویدادی می باشد که در یک زمان مشخص اقدام به جمع آوری داده ها شده است و در پایان آن زمان به تجزیه و تحلیل داده ها پرداخته شده است. در این پژوهش به منظور آزمون الگو و روش های ارائه شده برای بخش بندی و طبقه بندی از داده های تراکنشی مشتریان بانک رفاه کارگران استفاده شد. بنابراین داده های تراکنشی مشتریان این بانک به عنوان جامعه آماری در نظر گرفته شد. و تراکنش هایی

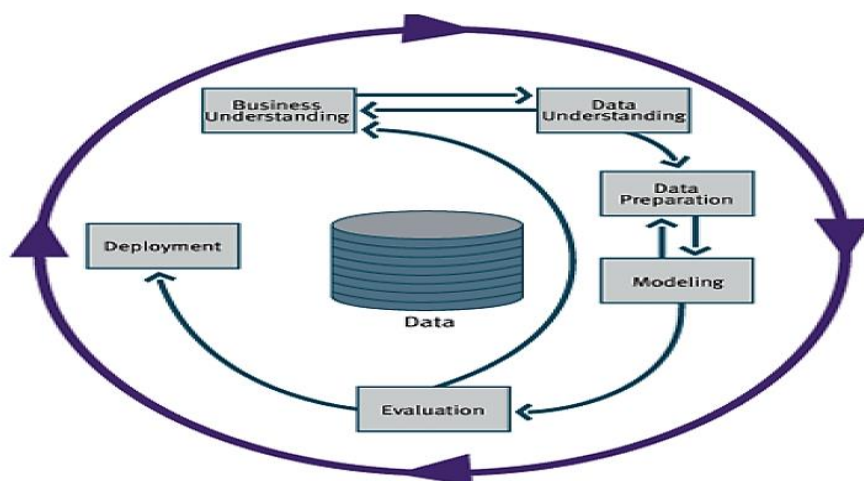
که از اول مهر ۱۳۹۸ تا ۲۹ اسفند ۱۳۹۸ انجام گرفته بود به عنوان نمونه انتخاب شد. با توجه به مطالبی که قبلاً بیان شد، سه متغیر تازگی، تکرار و ارزش پولی در شش بازه زمانی برای بخش بندی پویای مشتریان مورد استفاده قرار گرفت. برای بدست آوردن این سه متغیر از تاریخ آخرین تراکنش در هر ماه به عنوان تازگی، تعداد تکرار تراکنش هر مشتری در ماه، به عنوان تکرار و از مانده حساب هر مشتری در هر ماه به عنوان ارزش پولی یا حجم مبادله استفاده گردیده و نتایج با استفاده از داده های سن، جنسیت و شغل مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفته است. برای تعیین اعتبار و روایی نتایج روش های بخش بندی از معیار سیلوئت استفاده شده است و از آنجا که برای گردآوری داده ها در این مرحله از پرسشنامه استفاده نشده است، نیازی به تعیین پایایی وجود ندارد. داده ها مستقیماً از پایگاه داده مشتریان که به صورت دقیق ذخیره شده است استخراج گردیده و سپس برای کشف خطاهای احتمالی در داده ها عملیات پیش پردازش بر روی آنها انجام گردیده است.

• چارچوب مفهومی داده کاوی بر اساس استاندارد CRISP-DM

استاندارد CRISP-DM سعی می کند برای داده کاوی، استانداردهای صنعتی ارائه کند و از شش فاز تشکیل شده است:

- ۱- درک کسب و کار ۱
 - ۲- درک داده ها ۲
 - ۳- آماده سازی داده ها ۳
 - ۴- مدل سازی ۴
 - ۵- ارزیابی نتایج ۵
 - ۶- به کارگیری مدل ۶ (نادعلی، چاهکی و نصرت آبادی ۲۰۱۱)
- در شکل ۱ شش فاز CRISP-DM نشان داده شده است:

-
- ۱ business understanding
 - ۲ data understanding
 - ۳ data preparation
 - 4 modeling
 - 5 evaluation
 - 6 deployment
 - 7 Nadali, Kakhky, & Nosratabadi



شکل ۱. شش فاز CRISP-DM

منبع: نادعلی وهمکاران ۲۰۱۱

باتوجه به اینکه مدل مفهومی کریسپ یک مدل استاندارد تعریف شده درآمده کاوی می باشد لذا در این پژوهش از همین چارچوب مفهومی استفاده شده و درگام نخست وضع موجود و نیاز به بخش بندی و رتبه بندی مشتریان جهت پیشبرد اهداف بانک مورد بررسی قرار گرفت. در مرحله درک داده هان نسبت به جمع آوری داده های خام و توصیف و بررسی داده ها اقدام گردید آنچه از این مرحله برجای می ماند داده های ارزشمند تراکنشی مشتریان است که می تواند مبنای بخش بندی و رتبه بندی قرار گیرد. در مرحله آماده سازی و پردازش داده ها، داده های مرتبط انتخاب و داده های غیر مرتبط پاکسازی گردیده و مقیاس بندی داده های تراکنشی با استفاده از RFM انجام پذیرفته است. مرحله مدل سازی شامل خوشه بندی بر اساس مدل تحلیلی WRFM، تعیین وزن و اهمیت پارامترهای موثر در خوشه بندی با استفاده از تکنیک AHP، استفاده از شبکه های عصبی خود سازمانده SOM و همچنین K-MEANS و در نهایت محاسبه ارزش طول عمر مشتری برای هر یک از خوشه ها و کشف الگوها و ویژگی های رفتاری مشتریان در خوشه بر اساس پویایی مشتریان می باشد و در خاتمه تحلیل و بکارگیری مدل برای بخش بندی پویای مشتریان بانک رفاه در جهت بهبود وضعیت و فعالیتهای بازاریابی صورت می پذیرد.

۳. یافته های پژوهش

۳-۱. گردآوری و پیش پردازش داده ها

جامعه آماری این تحقیق تعداد ۱۲۳۷۳۵ مشتری حقیقی ارزشمند دارای حساب قرض الحسنه جاری می باشد (طبق نظر خبرگان اشخاص حقیقی دارای مانده پانصد میلیون ریال جزء مشتریان ارزشمند می باشند) و تراکنشهای مالی ایشان در بازه زمانی ۶ ماهه دوم سال ۱۳۹۸ می باشد که مستقیماً از پایگاه داده های بانک استخراج گردیده لذا از روش های معمول نمونه گیری جهت تعیین حجم نمونه استفاده نشده است. در این پژوهش از داده های تراکنشی و دموگرافیک مشتریان بطور هم زمان استفاده شده و ابزار تجزیه و تحلیل داده هانرم افزار IBM spss modeler ۱۸ می باشد. از آنجایی که داده های ارائه شده توسط بانک رفاه کارگران شامل داده های مربوط به شغل، سن، جنسیت، آخرین گردش حساب، متوسط مانده حساب، گردش بدهکار، گردش بستانکار، شرح حساب و نوع حساب مشتریانی بود که در طی شش ماه تراکنش انجام داده بودند، بنابراین برای دست یافتن به داده های کامل و بی نقص باید تمام این ویژگی ها به طور جداگانه بررسی و داده های پرت آنها شناسایی می شد که مراحل انجام این مرحله به شرح ذیل می باشد:

- محدوده سنی مورد بررسی برای این پژوهش از ۱۸ سال تا ۷۰ سال در نظر گرفته شد و بقیه داده ها از تجزیه و تحلیل ها حذف گردید.
- کد ۱ برای نشان دادن جنسیت مرد و کد ۲ برای نشان دادن جنسیت زن در نظر گرفته شد.
- داده هایی که تاریخ آخرین تراکنش آنها در محدوده تاریخی پژوهش نبود حذف گردید.
- حساب و نوع حسابی که داده های مربوط به آن با دیگر داده ها هماهنگی و همسویی نداشت و یا تعداد آن بسیار کم بود داده پرت در نظر گرفته شد و حذف گردید.
- از آنجایی که تعداد تراکنش ها برای تجزیه و تحلیل داده ها بسیار زیاد است بنابراین باید گروه بندی هایی انجام می گردید. در این پژوهش گروه بندی ها بر اساس جنسیت، سن و شغل انجام گردید. به عنوان مثال مردان ۳۵ ساله که دارای کد شغلی ۷۰۰ بودند در یک گروه قرار گرفتند. سپس ویژگی های تازگی، تکرار و حجم مبادله میانگین به عنوان تازگی، تکرار و حجم مبادله آن گروه در نظر گرفته شد.
- به دلیل اینکه داده ها متعلق به نیمه دوم سال ۹۸ می باشند بنابراین عدد های ۱ تا ۶ به ترتیب به ماه های مهر تا اسفند تعلق گرفت.

۲-۳. مقایسه زوجی فرایند تحلیل سلسله مراتبی (AHP)، طراحی پرسشنامه خبره و گروه بندی مشتریان

برای تعیین وزن معیارها و رتبه بندی گزینه ها از پرسشنامه مقایسه های زوجی (نه درجه ساعتی) فرایند تحلیل سلسله مراتبی (AHP) استفاده شد که توسط خبرگان صنعت بانکداری تکمیل گردید.

ارزش هر شاخص مدل RFM از ضرب مقدار نرمال شده شاخص در وزن آن تعیین گردیده است. ارزش این شاخص ها به صورت زیر است:

$$M = WM$$

$$F = WF$$

$$R = WR$$

جدول ۱ نشان می دهد در رتبه بندی مشتریان بانک حجم مبادله در مقایسه با تازگی ۶ بار مهمتر و در مقایسه با تکرار ۳ بار مهمتر است.

جدول ۱. مقایسه زوجی و تعیین وزن نرمال شده معیارها

اولویت	حجم مبادله	تعداد دفعات	تازگی	
۰.۱۶۸۳۳۳۳	۰.۲۸۹	۰.۱۰۵	۰.۱۱۱	تازگی
۰.۲۱۳۶۶۶۷	۰.۱۹۶	۰.۱۱۲	۰.۳۳۳	تعداد دفعات
۰.۶۱۸	۰.۵۱۵	۰.۷۸۳	۰.۵۵۶	حجم مبادله

منابع: یافته های پژوهش

ارزش هر مشتری در هر خوشه از مجموع متوسط ارزش شاخص های RFM در آن خوشه محاسبه می گردد:

$$CLV = WR + WF + WM$$

۳-۳. گروه بندی مشتریان به روش RFM

نحوه امتیازدهی رویکرد RFM به این صورت است که ابتدا ماکزیمم و مینییم مقدار هر شاخص از هم کم شده و حاصل آن به ده گروه تقسیم می شود. بطور مثال برای شاخص تکرار خرید، گروه اول شامل ۱۰٪ از مشتریانی هستند که بیش ترین تکرار خرید در بازه زمانی مورد نظر را دارند و امتیاز ۹ به آن ها تخصیص داده می شود، ۱۰٪ دوم امتیاز هشت می گیرند و با همین روند ادامه

می دهد تا امتیاز صفر به ۱۰٪ پایانی تعلق گیرد که کمترین تکرار خرید را دارند، برای شاخص مبلغ خرید نیز چنین روندی دنبال می شود در خصوص شاخص تأخر یا تازگی، با توجه به ماهیت آن، هر چه مقدار آن بالاتر باشد تاثیر آن منفی تر است زیرا نشان دهنده روزهایی است که مشتری تراکنشی نداشته است، لذا امتیازدهی مربوط به شاخص تاخر بصورت معکوس انجام می شود، امتیاز صفر تعلق می گیرد به ۱۰٪ مشتریانی که بالاترین مقدار تأخر را دارند یعنی تعداد روزهای بیشتری است که تراکنشی نداشته اند و به همین ترتیب ادامه می دهد تا به ۱۰٪ مشتریانی که کمترین مقدار تأخر را دارا هستند امتیاز نه اختصاص داده شود. جدول ۲ امتیاز دهی نهایی را نشان می دهد.

جدول ۲. مقیاس گذاری ویژگی های RFM

تازگی-R (%)	تکرار-F (%)	حجم-M (%)	امتیاز
۰-۱۰	۹۰-۱۰۰	۹۰-۱۰۰	۹
۱۰-۲۰	۸۰-۹۰	۸۰-۹۰	۸
۲۰-۳۰	۷۰-۸۰	۷۰-۸۰	۷
۳۰-۴۰	۶۰-۷۰	۶۰-۷۰	۶
۴۰-۵۰	۵۰-۶۰	۵۰-۶۰	۵
۵۰-۶۰	۴۰-۵۰	۴۰-۵۰	۴
۶۰-۷۰	۳۰-۴۰	۳۰-۴۰	۳
۷۰-۸۰	۲۰-۳۰	۲۰-۳۰	۲
۸۰-۹۰	۱۰-۲۰	۱۰-۲۰	۱
۹۰-۱۰۰	۰-۱۰	۰-۱۰	۰

منابع : یافته های پژوهش

پس از محاسبه و تخصیص امتیازات صفر تا نه، وزن های بدست آمده در هر کدام ضرب شده و با جمع کردن امتیازات نهایی سه شاخص برای کلیه مشتریان، امتیاز WRFM برای هر مشتری بدست می آید، هر چه امتیاز WRFM برای یک مشتری بیشتر باشد، بهتر است.

۳-۴. رتبه بندی مشتریان با استفاده از روش RFM و پویایی مشتری

هدف از این مرحله شناسایی گروه های رفتاری مشتریان در مهاجرت به بخش های مختلف در طول زمان است. برای این کار، ابتدا باید دنباله های عضویت مشتریان در بخش های مختلف در طول زمان، برای هر یک از مشتریان استخراج شده سپس دنباله های بدست آمده با استفاده از الگوریتم k-means و الگوریتم SOM خوشه بندی گردد. بنابراین برای بررسی پویایی مشتری

ابتدا باید پیش پردازش های مربوط به آن انجام گردد. تعداد داده ها در ابتدا ۱۰۴۸۵۷۵ رکورد بودند که در پیش پردازش مربوط به بررسی پویایی مشتری به ۴۴۸ رکورد کاهش یافت. از آنجایی که تعداد مشتری ها برای بررسی بسیار زیاد بودند، داده ها به سه دسته بر اساس سن تقسیم شدند بدین صورت که از ۱۸ تا ۲۹ سال در گروه ۱، ۳۰ تا ۴۴ سال در گروه ۲ و ۴۵ تا ۷۰ سال در گروه ۳ جای گرفتند. بنابراین داده نهایی برای بخش پویایی مشتری شامل ۶ گروه داده و در هر گروه داده ۴۸۸ مشتری موجود بود. و متغیر های مربوط به تازگی (WR)، تکرار (WF) و حجم (WM) برای پردازش انتخاب گردید.

در این بخش با توجه به توصیف بخش بندی مشتریان (Ha & Park, 1998)، برای هر یک از داده های تازگی (WR)، تکرار (WF) و حجم (WM) هر مشتری، از حرف H به جای علامت (↑) برای نشان دادن بالا تر بودن میانگین مشتری از میانگین بازه زمانی مربوطه و از حرف L به جای علامت (↓)، برای نشان دادن پایین تر بودن مقدار میانگین مشتری از میانگین بازه زمانی مربوطه استفاده گردید.

از آنجایی که در این پژوهش از روش RFM وزن دار استفاده گردیده و نمره و وزنی که توسط خبرگان بانکداری به حجم مبادلات (M) داده شده نسبت به R و F بسیار بیشتر است بنابراین میزان M نقش تعیین کننده ای دارد. پس از F، M، نمره بیشتری داشته و کمترین نمره و وزن را R به خود اختصاص داده است. از سوی دیگر بررسی خوشه ها نشان داد که به جهت وزن دار بودن گاه مشتری که جزو گروه رفتاری LLH است به جهت بالا بودن میزان M مقدار clv بالاتری نسبت به مشتری دارد که در گروه رفتاری HHH جای گرفته و میزان M کمی بیش از میانگین است. پس ارزش مشتری با گروه رفتاری LLH در این حالت بیش از HHH می گردد در حالی که منطقی باید برعکس می بود و چون این نوع رفتار همیشه رخ نمی دهد به سبب زیاد بودن داده ها، بررسی تک تک مشتریان برای هر شش ماه کاری زمان بر است. به همین جهت در این پژوهش از clv جهت تعیین پویایی مشتری استفاده گردید و از حرف H برای نشان دادن بالا تر بودن میانگین مشتری از میانگین بازه زمانی مربوطه و از حرف L برای نشان دادن پایین تر بودن مقدار میانگین مشتری از میانگین بازه زمانی مربوطه استفاده گردید. بررسی های دقیق تر نشان داد مشتری که ممکن است تنها چند دهم از میانگین بیشتر و یا کمتر باشند در گروه های رفتاری متفاوتی جای می گیرند و این موضوع از دقت سنجش پژوهش می کاهد بنابراین مشتریان در گروه های رفتاری H-1، H-2، L-1 و L-2 جای گرفتند. CLV گروه رفتاری H-1 و H-2 هر دو بالاتر از میانگین کل بوده ولی H-1 ارزش و سودآوری بیشتری نسبت به H-2 دارد و همچنین CLV گروه های رفتاری L-1 و L-2 هر دو پایین تر از میانگین کل بوده ولی L-1 ارزش بیشتری

نسبت به L-2 دارد. جدول ۳ بخش های مختلف مشتریان در بازه های زمانی T1 تا T6 را نشان می دهد:

جدول ۳. بخش های مختلف مشتریان در بازه های زمانی T1 تا T6

بخش های مشتریان زمان	H-1	H-2	H-1	H-2	L-1	L-2	L-1	L-2	درصد کل
	تعداد	درصد	تعداد	درصد	تعداد	درصد	تعداد	درصد	تعداد کل
T1	۲۹	۶۴۷۳۲۱۴۳	۱۷۲	۳۸۳۹۲۸۶	۲۴	۵۳۵۷۱۴۲۹	۲۲۳	۴۹۷۷۶۷۸۶	۴۴۸
T2	۲۴	۵۳۵۷۱۴۲۹	۱۲۷	۲۸۳۴۸۲۱	۱۰۴	۲۳۲۱۴۲۸۶	۱۹۳	۴۳۰۸۰۳۵۷	۴۴۸
T3	۳۰	۶۶۹۶۴۲۸۶	۱۰۱	۲۲۵۴۴۶۴	۵	۱۱۱۶۰۷۱۴	۳۱۲	۶۹۶۴۲۸۵۷	۴۴۸
T4	۴۹	۱۰۹۳۷۵	۷۵	۱۶۷۴۱۰۷	۷	۱۵۶۲۵	۳۱۷	۷۰۷۵۸۹۲۹	۴۴۸
T5	۹۴	۲۰۹۸۲۱۴۳	۵۰	۱۱۱۶۰۷۱	۱	۰۲۳۲۲۱۴۳	۳۰۳	۶۷۶۳۹۲۹	۴۴۸
T6	۷۳	۱۶۲۹۶۶۴۳	۵۳	۱۱۸۳۰۳۶	۵	۱۱۱۶۰۷۱۴	۳۱۷	۷۰۷۵۸۹۲۹	۴۴۸
جمع	۲۹۹	۱۱۱۲۳۵۱۲	۵۷۸	۲۱۵۰۲۹۸	۱۴۶	۵۴۳۱۵۴۷۶	۱۶۶۵	۶۱۹۴۱۹۶۴	۲۶۸۸

منابع : یافته های پژوهش

همانگونه که از جدول ۳ مشخص است در کل حدود ۶۲ درصد از مشتریان CLV بسیار پایین تر از میانگین کل داشته و تنها ۳۳ درصد از مشتریان CLV بالاتر از میانگین دارند که از بین آنها ۱۱ درصد جزو مشتریان برتر می باشند.

۴. خوشه بندی پویایی مشتریان به وسیله الگوریتم K-means و SOM

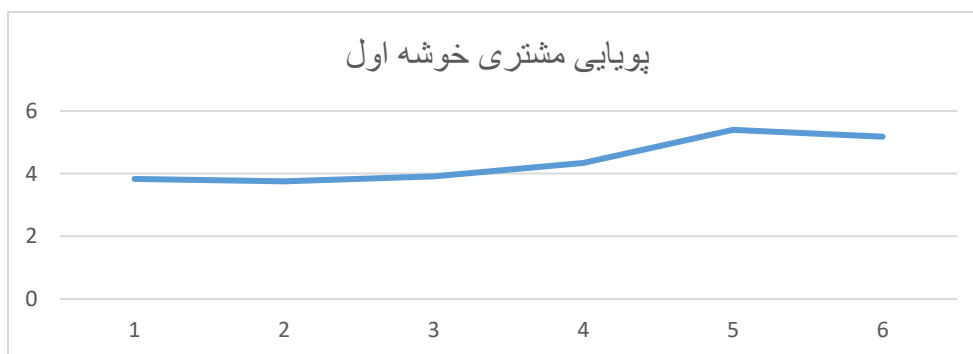
در این بخش ابتدا با الگوریتم K - Means، خوشه بندی برای ۲ تا ۱۰ خوشه انجام گرفت و سپس برای تعیین تعداد خوشه بهینه از معیار سیلوئیت استفاده شد و در این بخش نیز بر اساس معیار Silhouette تعداد ۳ خوشه به عنوان تعداد خوشه بهینه انتخاب گردید. سپس برای بررسی تعداد بهینه خوشه ها، از الگوریتم نقشه های خودسازمان ده کوهنن یا الگوریتم SOM استفاده شد. داده های رتبه بندی مشتریان (CLV) در بازه های زمانی T1 تا T6 به عنوان ورودی به شبکه وارد و ابعاد نقشه خروجی مدل کوهنن به صورت یک نقشه دو بعدی 10×7 که حالت پیشنهادی اولیه است در نظر گرفته شد. با بررسی این نقشه دوبعدی مشخص شد که می توان مشتریان را در سه بخش قرار داد بنابراین بخش بندی مشتریان با استفاده از روش نقشه های خودسازمانده در 3×1 نورون تنظیم گردید. از آنجایی که معیار سیلوئیت برای الگوریتم SOM کمتر از K-means است بنابراین خوشه بندی پویایی مشتریان بر اساس الگوریتم K-means انجام گردید. جدول ۴ تعداد هر کدام از گروه های رفتاری را در بازه های مختلف برای خوشه اول نشان می دهد.

جدول ۴. تعداد هر کدام از گروه های رفتاری خوشه اول در بازه های زمانی T1-T6

	تعداد H-1	درصد H-1	تعداد H-2	درصد H-2	تعداد L-1	درصد L-1	تعداد L-2	درصد L-2	تعداد 0	درصد 0
T1	27	40.9	39	59.1	0	0.0	0	0.0	0	0.0
T2	22	33.3	44	66.7	0	0.0	0	0.0	0	0.0
T3	28	42.4	38	57.6	0	0.0	0	0.0	0	0.0
T4	43	65.2	23	34.8	0	0.0	0	0.0	0	0.0
T5	66	100.0	0	0.0	0	0.0	0	0.0	0	0.0
T6	62	93.9	4	6.1	0	0.0	0	0.0	0	0.0

منابع : یافته های پژوهش

شکل ۳- نمودار پویایی مشتری را برای خوشه اول نشان می دهد که از میانگین CLV هر کدام از بازه های زمانی بدست آمده است.



شکل ۳. نمودار پویایی مشتری را برای خوشه اول

منابع : یافته های پژوهش

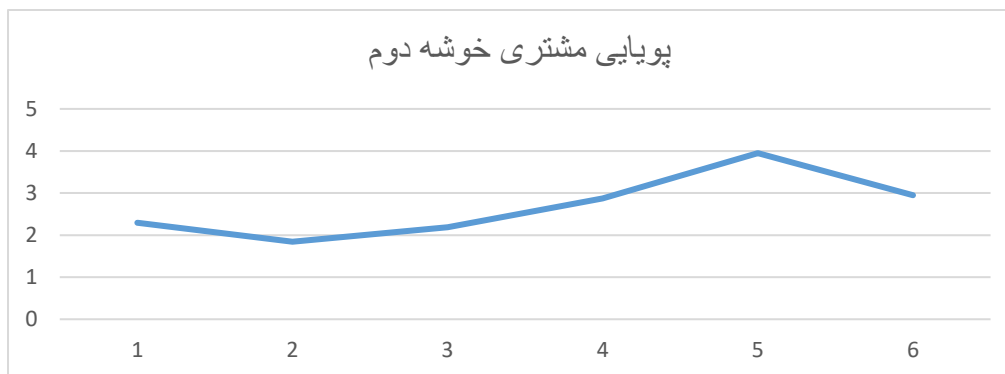
میانگین CLV این خوشه ۴/۴ بوده و با توجه به اینکه میانگین CLV کل ۱/۲۱ می باشد بنابراین خوشه یک همواره و در تمام بازه های زمانی بالاتر از میانگین است. جدول ۵ تعداد هر کدام از گروه های رفتاری را در بازه های مختلف برای خوشه دوم نشان می دهد.

جدول ۵. تعداد هر کدام از گروه های رفتاری خوشه دوم در بازه های T1-T6

	H-1 تعداد	H-1 درصد	H-2 تعداد	H-2 درصد	L-1 تعداد	L-1 درصد	L-2 تعداد	L-2 درصد	0 تعداد	0 درصد
T1	2	3.1	57	86.4	5	7.6	0	0.0	2	3.0
T2	0	0.0	51	77.3	9	13.6	4	6.1	2	3.0
T3	1	1.5	58	87.9	2	3.0	4	6.1	1	1.5
T4	6	9.1	52	78.8	5	7.6	1	1.5	2	3.0
T5	25	37.9	41	62.1	0	0.0	0	0.0	0	0.0
T6	10	15.2	45	68.2	2	3.0	1	1.5	8	12.1

منابع : یافته های پژوهش

شکل ۴ نمودار پویایی مشتری را برای خوشه دوم نشان می دهد که از میانگین CLV هر کدام از بازه های زمانی بدست آمده است.



شکل ۴. نمودار پویایی مشتری را برای خوشه دوم

منابع : یافته های پژوهش

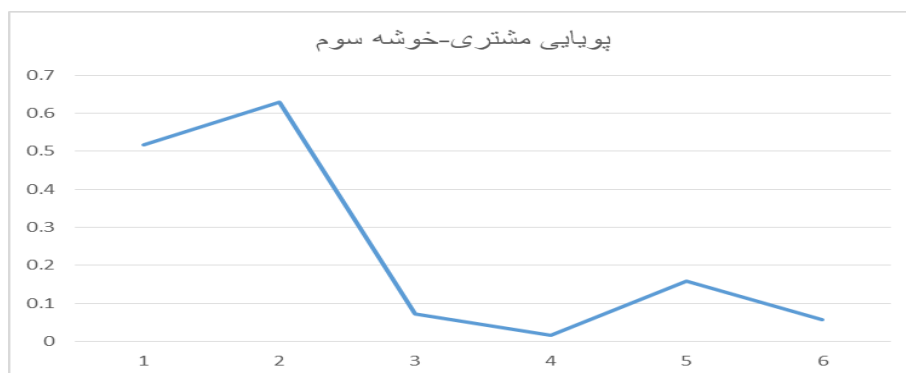
میانگین CLV این خوشه ۲/۶۸ بوده و با توجه به اینکه میانگین CLV کل ۱/۲۱ می باشد بنابراین خوشه دوم همواره و در تمام بازه های زمانی اندکی بالاتر از میانگین بوده و می توان گفت مشتریان این خوشه مشتریانی در حد معمولی می باشند. جدول ۶ تعداد هر کدام از گروه های رفتاری را در بازه های مختلف برای خوشه سوم نشان می دهد.

جدول ۶. تعداد هر کدام از گروه های رفتاری خوشه سوم در بازه های T1-T6

	تعداد H-1	درصد H-1	تعداد H-2	درصد H-2	تعداد L-1	درصد L-1	تعداد L-2	درصد L-2	تعداد 0	درصد 0
T1	0	0.0	76	24.1	19	6.0	20	6.3	201	63.6
T2	2	0.6	32	10.1	95	30.1	158	50.0	29	9.2
T3	1	0.3	5	1.6	3	0.9	8	2.5	299	94.6
T4	0	0.0	1	0.3	1	0.3	2	0.6	312	98.7
T5	3	0.9	9	2.8	1	0.3	1	0.3	302	95.6
T6	1	0.3	4	1.3	3	0.9	4	1.3	304	96.2

منابع : یافته های پژوهش

میانگین CLV این خوشه ۰/۲۴ می باشد که با توجه به میانگین CLV کل که ۱/۲ است، از میانگین پایین تر بوده و می توان گفت مشتریان این خوشه جزو مشتریان ضعیف بانک به حساب می آیند. شکل ۵ نمودار پویایی مشتری را برای خوشه سوم نشان می دهد که از میانگین CLV هر کدام از بازه های زمانی بدست آمده است. همان گونه که مشخص است نمودار این خوشه همواره پایین تر از میانگین بوده و از آبان ماه به بعد سیر نزولی قابل توجهی دارد.



شکل ۵. نمودار پویایی مشتری را برای خوشه سوم

منابع : یافته های پژوهش

۵. جمع بندی و نتیجه گیری

براساس تجزیه و تحلیل های انجام شده مشتریان به سه خوشه اصلی تقسیم گردیده اند.

آنالیز خوشه ها

۱- خوشه اول:

خوشه اول دارای ۶۶ گروه مشتریان بوده که در طی بازه زمانی مهر تا اسفند بهترین مشتریان را داشته و از نظر CLV بیشترین امتیاز را به خود اختصاص داده اند. ۴۵ درصد این خوشه را مردان و ۵۵ درصد آن را زنان تشکیل می دهند همچنین ۱۴ درصد از افراد این خوشه در گروه سنی اول (۳۰-۱۸ سال)، ۳۸ درصد در گروه سنی دوم (۳۰-۴۵ سال) و ۴۸ درصد در گروه سنی سوم (۴۵-۷۰ سال) قرار دارند. در این خوشه افراد بین گروه های رفتاری H-1 و H-2 جابجا می شوند و هیچ کدام از مشتریان دارای CLV پایین تر از میانگین نیست و همچنین در هیچ کدام از بازه های زمانی، CLV صفر نداشته و به صورت مستمر با بانک ارتباط داشته اند و حجم مبادله بالا و تازگی و تکرار آنها نیز نمره بالاتر از حد میانگین دارد.

۲- خوشه دوم:

خوشه دوم نیز دارای ۶۶ گروه مشتریان می باشد. ۵۱/۵ درصد این خوشه را مردان و ۴۸/۵ درصد آن را زنان تشکیل می دهند همچنین ۴۷ درصد از افراد این خوشه در گروه سنی اول (۳۰-۱۸ سال)، ۳۰ درصد در گروه سنی دوم (۳۰-۴۵ سال) و ۲۳ درصد در گروه سنی سوم (۴۵-۷۰ سال) قرار دارند. در این خوشه افراد بین هر چهار گروه رفتاری H-1، H-2، L-1 و L-2 جابجا می شوند و ۱۵ نفر از اعضای این خوشه در بعضی از بازه های زمانی فاقد هر گونه عملیات بانکی بوده و CLV صفر دارند.

۳- خوشه سوم:

خوشه سوم دارای ۳۱۶ گروه مشتریان می باشد. ۴۵ درصد این خوشه را مردان و ۵۵ درصد آن را زنان تشکیل می دهند همچنین ۱۴ درصد از افراد این خوشه در گروه سنی اول (۳۰-۱۸ سال)، ۳۸ درصد در گروه سنی دوم (۳۰-۴۵ سال) و ۴۸ درصد در گروه سنی سوم (۴۵-۷۰ سال) قرار دارند. در این خوشه افراد بین هر چهار گروه رفتاری H-1، H-2، L-1 و L-2 جابجا می شوند. ۲۱۱ نفر از اعضای این خوشه (۶۷ درصد) در طی ۶ ماه تنها یک بار عملیات بانکی انجام داده اند و بقیه اعضا حد اقل یک بار در این بازه زمانی فاقد هیچ گونه عملیات بانکی بوده اند.

نتایج الگوهای رفتاری مشتریان

از مجموع مشتریان بررسی شده ۱۴ درصد جزء مشتریان سازنده و تثبیت کننده می باشد که در این گروه ۲۵/۵ درصد به طور ثابت عضو H-1 بوده که مشتریان ایستای وفادار و با ارزش می باشند. ۲۵/۴ درصد عضو H-2 بوده که جزو مشتریان معمولی وفادار ایستا و ۴۶ درصد از مشتریان

تنها در یکی از بازه های زمانی بین گروه های رفتاری H-1 و H-2 در نوسان بوده اند که ۱۵ درصد از آنها جزو مشتریان با ارزش وفادار نسبتا ایستا (در ۵ بازه جزو H-1 و تنها در یک بازه جزو H-2) و ۲۲ نفر جزو مشتریان معمولی وفادار نسبتا ایستا (در ۵ بازه جزو H-2 و تنها در یک بازه جزو H-1) به شمار می روند.

از مجموع مشتریان بررسی شده ۵۶ درصد جزء مشتریان متحرک ساختار سازگاری باشند که در این گروه ۱۵/۲ درصد جزو مشتریان پویا با روند ارزشی رو به رشد، ۸۲ درصد جزو مشتریان پویای رویگردان، ۳/۶ درصد مشتری جزو مشتریان وفادار معمولی و پویا با قابلیت رشد ارزشی، ۱/۲ درصد مشتری جزو مشتریان پویای کم ارزش با الگوی رشد ناپایدار و مقطعی می باشند

از مجموع مشتریان بررسی شده ۳۰ درصد جزء مشتریان متحرک ساختار شکن می باشند همچنین برای بخش مشتریان متحرک ساختار شکن ۲/۹ درصد مشتری جزو مشتریان پویا با روی گردانی جزئی، ۴۸/۹ درصد مشتری جزو مشتریان پویای رویگردان، ۷۵، ۰ درصد مشتری جزو مشتریان وفادار معمولی و پویا با قابلیت رشد ارزشی، ۷۵، ۰ درصد مشتری جزو مشتریان وفادار معمولی با قابلیت نزول ارزشی و ۴۶/۷ مشتری جزو مشتریان پویای نامنظم و بدون قاعده می باشند. با توجه به شناسایی گروههای مشتریان مرتبط در هر یک از بخش های سه گانه می توان در خصوص برنامه ریزی مناسب واثر بخش اقدام نمود لذا پیشنهاد می گردد که :

- ۱- بخش بندی پویای مشتریان بصورت متناوب و در دوره های زمانی مشخص انجام پذیرد
- ۲- بخش بندی مشتریان دارای شرایط پویایی و جابجایی همگن
- ۳- بررسی و تعیین الگوهای رفتاری هر یک از این بخش ها و دنباله کاوی هر یک از گروههای مشتریان
- ۴- تعیین و شناسایی بخش های پراهمیت و نظارت و هدایت در جابجایی بین بخش ها در جهت ارتقا و ایجاد وفاداری در مشتریان
- ۵- تهیه و تدوین برنامه های بازاریابی برای هر گروه از بخش های مشتریان بر حسب درجه ایستایی و پویایی ایشان.

منابع

۱. آخوندزاده نوقابی الهام، البدوی امیر، اقدسی محمد (۱۳۹۳) کاوش پویایی مشتری در طراحی بخش بندی با استفاده از روش های داده کاوی. مدیریت فناوری اطلاعات، ۶(۱)، ۳۰-۱.
۲. سلیمانی بشلی علی، اکبری اصل رضا (۱۳۹۰) بازاریابی خدمات بانکی. اتحاد.
۳. شهرابی جمال (۱۳۹۰) داده کاوی در صنعت بانکداری. تهران: انتشارات جهاد دانشگاهی.
۴. شهرابی جمال، ذوالقدر شجاعی علی (۱۳۹۱) داده کاوی پیشرفته، مفاهیم و الگوها (چاپ دوم). انتشارات جهاد دانشگاهی.
۵. فرهنگد امیرعباس، رادفر رضا، پورابراهیمی علیرضا، شریفی مانی (۱۴۰۰) آمادگی پذیرش فناوریهای اینترنت اشیا در موسسات و بانک های اسلامی. فصلنامه علمی اقتصاد و بانکداری اسلامی، شماره ۷۰، ۳۶-۳۷.
6. Anitha, Pauldurai., & Malini Mpatil. Patil(2019),"RFM model for customer purchase behavior using K-Means algorithm". Journal of King Saud University Computer and Information Sciences, <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2019.12.011>.
7. Baines, Paul., Fill, Chris., & Page, Kelly(2010)."Market Segmentation and Posintioning. Marketing" (Second Edi). USA: Oxford University Press: 227-244.
8. Baumann, Philipp.(2019). "A Binary Linear Programming-Based K-Means Approach for the Capacitated Centered Clustering Problem", Proceedings of the 2019 IEEE IEEM.
9. Baumann, Philipp.(2020). "A Binary Linear Programming-Based K-Means Algorithm for Clustering with Must-Link and Cannot-Link Constraints", Proceedings of the 2020 IEEE IEEM.
10. Bhambri, Vivek(2012) ."IMPLEMENTATION OF DATA MINING IN BANKING SECTOR" Volume 2 , Issue 9 (September 2012) - A IJRIM. 2(9), 21-30.
11. Blattberg, Robert., Kim, Byung.-Do., & Neslin, Scott(2008). "Database Marketing Analyzing and Managing Customers". New york: Springer.
12. Bult, Robert., & Wansbeek, Ttomas(1995)."Optimal Selection for Direct Mail". Marketing Science, 14(4), 378-394. <https://doi.org/10.1287/mksc.14.4.378>.
13. Chuang, Cao, Wei, Zhang., Zhifu, Wang., & Zhi, Li.(2017)." The diagnosis method of stator winding faults in PMSMs based on SOM neural networks".

- Energy Procedia, 105, 2295–2301.
<https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.03.663>.
14. Erina, Jana., & Erins, Ingars.(2020) ."Efficiency of the CEE Countries Banking System: a DEA Model Evaluation". In *Vision 2020: Innovation Development Sustainability Economic Growth*. In 21st IBIMA Conference (pp. 1009-1016),2020.
 15. Ha, Sung. Ho., & Park, Sang. Chang.(1998)." Application of data mining tools to hotel data mart on the Intranet for database marketing". *Expert Systems with Applications*, 15(1), 1–31. [https://doi.org/10.1016/S0957-4174\(98\)00008-6](https://doi.org/10.1016/S0957-4174(98)00008-6).
 16. Han, Jiawei., & Kamber, Micheline.(2006) ."Data Mining: Concepts and Techniques. *Annals of Physics*", 54, 770. <https://doi.org/10.5860/CHOICE.49-3305>.
 17. Hiziroglu, Abdulkadir., Sisci, Merve., Cebeci, Halil.Ibrahim cebeci., Se.(2018) ."An Empirical Assessment of Customer Lifetime Value Models within Data Mining". *Baltic J. Modern Computing*, 6 (4), 434-448. <https://doi.org/10.22364/bjmc.2018.6.4.08> .
 18. Hsu, Chun. Hsu.(2009) ."Data mining to improve industrial standards and enhance production and marketing: An empirical study in apparel industry". *Expert Systems with Applications*, 36(3 PART 1), 4185–4191. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.04.009>.
 19. Hughes, Arthur. M.(2012) ."Strategic Database Marketing 4e: The Masterplan for Starting and Managing a Profitable , Customer-Based Marketing Program".
 20. Khalili, Kaveh, Abdi, Farshid. & Abolmakarem, Shanghayegh,(2018) ."Hybrid soft computing approach based on clustering, rule mining, and decision tree analysis for customer segmentation problem" Real case of customer-centric industries, *Applied Soft Computing Journal*, 73, 816–828. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.09.001> .
 21. Liu, Yufang., & Shih, Deheng.(2005) ."Integrating AHP and data mining for product recommendation based on customer lifetime value". 42, 387–400. <https://doi.org/10.1016/j.im.2004.01.008>.
 22. Liu, Jiapeng., Liao, Xiunw., Huang, Wei., & Liao, Xianzhao.(2018)." Market segmentation: A multiple criteria approach combining preference analysis and segmentation decision. *Omega (United Kingdom)*". <https://doi.org/10.1016/j.omega.2018.01.008>.

23. Liu, Hsiang-Hsi, Jih-Jeng Huang, and Yung-Ho Chiu.(2020). "Integration of network data envelopment analysis and decision-making trial and evaluation laboratory for the performance evaluation of the financial holding companies in Taiwan." *Managerial and Decision Economics* 41, no. 1,: 64-78.
24. López, Miguel., Valero, Sergio., Senabre, Carlos., Aparicio., & Gabaldon, Arthur. (2012)."Application of SOM neural networks to short-term load forecasting"The Spanish electricity market case study. *Electric Power Systems Research*, 91, 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.epr.2012.04.009>.
25. Muhal, Harshit., & Jain, Harsh.(2021)."Two stage customer segmentation using k-means clustering and artificial neural network". *International Research Journal of Engineering and Technology*, 8(3), 485-490.
26. Nadali, Ahmad., Kakhky, Elham. Nghizadeh., & Nosratabadi, Hamid. Eslami. (2011)."Evaluating the success level of data mining projects based on CRISP-DM methodology by a Fuzzy expert system". *ICECT 2011 - 2011 3rd International Conference on Electronics Computer Technology*, 6(January 2016), 161–165. <https://doi.org/10.1109/ICECTECH.2011.5942073>.
27. Qin, Rui., Yuan, Yue., & Wang, F.(2017) ."Exploring the Optimal Granularity for Market Segmentation in RTB Advertising via Computational Experiment Approach". *Electronic Commerce Research and Applications*. <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2017.07.001>.
28. Smith, Wendel. R.(1956) ."Product Differentiation and Market Segmentation as Alternative Marketing Strategies". *Journal of Marketing*, 21(1), 3. <https://doi.org/10.2307/1247695>
29. Stone, Bob.(2007) *Successful Direct Marketing Methods*. In *Journal of Advertising* (Eighth Edi). Lincolnwood: NTC Business Books, IL.
30. Trindade, Graca., Dias, Jose. G., & Ambrósio, Jorge.(2017) ."Extracting clusters from aggregate panel data: A market segmentation study". *Applied Mathematics and Computation*, 296, 277–288. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2016.10.012>.
31. Wu, Rong shiun., & Chou, Po hsua.(2011) ."Electronic Commerce Research and Applications Customer segmentation of multiple category data in e-commerce using a soft-clustering approach". *Electronic Commerce Research and Applications*, 10(3), 331–341. <https://doi.org/10.1016/j.elerap.2010.11.002>
32. Yu, Shyr. Shen., Chu, . Wei., Wang, Chien. Ming., Chan, Yung. Kuanchan., & Chang, Ting. Cheng.(2018) ."Two improved k-means algorithms".

- Applied Soft Computing Journal, 68, 747-755.
<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.08.032>
33. Zhang, Guang., Zhang, Chavles., & Zhang, Hua.(2018)." Improved K-means Algorithm Based on Density Canopy". Knowledge-Based Systems.
<https://doi.org/10.1016/j.knosys.2018.01.031>