

Identification of Dominant Customer Behavior Patterns among different Sectors over Time (Case Study: Ansar Bank)

Iman Gharib¹, Abbas Toloie Eshlaghy², Kambiz Heidarzadeh Hanzae³, Reza Radfar⁴

1- PhD Candidate of Industrial Management, Management and Economic Faculty, Science and Research Branch Islamic Azad university, Tehran, Iran

2- Professor of Industrial Management Department, Management and Economic Faculty, Science and Research Branch Islamic Azad university, Tehran, Iran
toloie@srbiau.ac.ir

3- Associate Professor of Business Management Department, Management and Economic Faculty, Science and Research Branch Islamic Azad University, Tehran, Iran

4- Professor of Industrial Management Department, Management and Economic Faculty, Science and Research Branch Islamic Azad university, Tehran, Iran

Abstract

Due to increasing competition among banks, in order to attract new customers, understanding and predicting their behaviors are very critical. In order to analyze customer behavior, it is necessary to identify customers, distinguish between them, and recognize more valuable customers. To distinguish among customers, segmentation concepts are used. A new issue that has recently been raised in customer segmentation is considering dynamic behavior of customers. Based on the developments in IT, offering new banking services and the banks competitions to increase market share as well as the psychological and environmental factors the dynamics of customers' behavior should be considered over time. Transferring customers to different sectors over time and discovering the dominant models in their displacements between sectors are one of the important topics in this context. Therefore, this article aims to identify the behavioral clusters, the dominant patterns of displacement, and the leading characteristics and patterns of customer displacements with a focus on the customer dynamics behavior of Ansar Bank. To this end, customers have been clustered and tagged in each of the time periods using the RFM variable. By sticking labels at each interval, the transmission patterns are obtained for the customer's behavior. Then, with the help of combination method clustering and association rules, patterns of behavior have been analyzed. Based on the results, four clusters of behaviors were identified: low-value customers with sustainable model, low-value customer with unsustainable profitability model, turned away customers with average profitability, loyal customers with low profitability and the relationships between them have been analyzed. The outcomes of this study can play a remarkable role for top managers to take appropriate marketing strategies.

Keywords: Segmentation, Customer Dynamic Behavior, Association Rules.

شناسایی الگوهای غالب رفتار مشتریان بانک در طول زمان بخش‌های مختلف؛ مطالعه موردی: بانک انصار

ایمان غریب^۱، عباس طلوعی اشلقی^{۲*}، کامبیز حیدرزاده هنزائی^۳، رضا رادفر^۴

۱- دانشجوی دکتری رشته مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت و اقتصاد دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران

۲- استاد گروه مدیریت صنعتی دانشکده مدیریت و اقتصاد دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران

toloie@srbiau.ac.ir

۳- دانشیار گروه مدیریت بازرگانی دانشکده مدیریت و اقتصاد دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران

۴- استاد گروه مدیریت صنعتی دانشکده مدیریت و اقتصاد دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران

چکیده

باتوجه به افزایش رقابت بین بانک‌ها برای جذب مشتریان جدید، شناخت و پیش‌بینی رفتاری مشتریان از اهمیت بسیاری برخوردار است. به منظور تحلیل رفتار مشتریان باید به شناسایی، ایجاد تمایز و تشخیص بارزترین آنها اقدام کرد. برای ایجاد تمایز بین مشتریان از مفاهیم بخش‌بندی استفاده می‌شود. یکی از مسائلی که به تازگی در بخش‌بندی مشتریان مطرح شده، در نظر گرفتن رفتاری پویای مشتریان است. باتوجه به رشد فناوری اطلاعات، ارائه خدمات جدید بانکداری و رقابت بانک‌ها در افزایش سهم بازار و همچنین عوامل روان‌شناختی و محیطی، باید پویایی رفتار آنها را در طول زمان بررسی کرد؛ از این رو انتقال مشتریان به بخش‌های مختلف در طول زمان و کشف الگوهای غالب در جابه‌جایی بین بخش‌ها از موضوعات مهم این حوزه است. این پژوهش سعی دارد با تمرکز بر پویایی رفتار مشتریان بانک انصار، گروه‌های رفتاری، الگوهای غالب جابه‌جایی، ویژگی‌ها و الگوهای حاکم بر جابه‌جایی مشتریان را شناسایی کند. به این منظور با استفاده از متغیر RFM مشتریان در هر یک از بازه‌های زمانی خوشه‌بندی و برچسب‌گذاری شده‌اند. از به هم چسباندن برچسب‌ها در هر بازه زمانی، الگوهای انتقال رفتار مشتریان به دست آمده است؛ سپس با کمک روش ترکیبی مبتنی بر خوشه‌بندی و قوانین انجمنی الگوهای رفتاری تحلیل شده است. بر اساس نتایج به دست آمده چهار گروه رفتاری «مشتریان کم‌ارزش با الگوی پایدار»، «مشتریان کم‌ارزش با الگوی سودآوری ناپایدار»، «مشتریان رویگردان شده با سودآوری متوسط» و «مشتریان وفادار با سودآوری کم» شناسایی و ارتباط بین آنها تحلیل شده است. نتایج به دست آمده به مدیران ارشد در اتخاذ راهبردهای بازاریابی کمک بسیاری می‌کند.

کلید واژه‌ها: بخش‌بندی، رفتار پویای مشتریان، قوانین انجمنی

۱- مقدمه

مؤسسات مالی برای چندین دهه راهبردهای متمرکز بر تولید و معاملات را دنبال می‌کردند و چندان بر شیوه ارتباط با مشتریان تمرکز نداشتند. با رشد فناوری و توسعه عوامل رقابتی، نیاز بنگاه‌های اقتصادی به ایجاد و حفظ ارتباط مؤثر با مشتریان بیش از پیش نمود یافته است و بانک‌ها در بازار رقابتی با سایر بانک‌ها و مؤسسات مالی باید به شناخت صحیح از مشتریان خود دست یابند. هدف از شناسایی مشتریان، ایجاد تمایز و تشخیص باارزش‌ترین آنها و اقدام برای نگهداری و جذب آنهاست؛ از این رو مدیریت ارتباط با مشتریان ابزاری مهم و اثرگذاری در رقابت بین بانک‌ها به منظور ارائه خدمات بهینه و جذب مشتریان جدید است (خواجehوند و تاروخ، ۲۰۱۱).

مدیریت ارتباط با مشتری زیرساختی است که ارزش مشتری را آشکار می‌کند و افزایش می‌دهد. برای داشتن مدیریت ارتباط مؤثر با مشتری، جمع‌آوری اطلاعات درباره ارزش مشتری و بخش‌بندی آنان به منظور پاسخگویی به نیازهای منحصر به فرد هر بخش ضروری است. بازار رقابتی امروزه به سرعت در حال تغییر و تحول است و ویژگی‌های خاصی از قبیل تکرار خرید مشتریان در بازه‌های زمانی، حجم بالای مشتریان، اطلاعات باارزش از رفتار خرید مشتریان و ... دارد. در چنین بازارهایی، هدف مدیریت ارتباط با مشتری، درک و پیش‌بینی الگوی خرید و شناسایی نیازها مشتریان و عرضه متناسب با خواسته و انتظارات مشتری است؛ از این رو مدیریت ارتباط با مشتری، پیش‌نیازی برای فعالیت‌های بازاریابی از قبیل هدف‌گذاری بخش‌های مشتریان پیاده‌سازی می‌شود (ها و بای، ۲۰۰۶). با رشد فناوری اطلاعات، افزایش رقابت بین بانک‌ها و ارائه خدمات در قالب‌های نوین بانکداری

الکترونیک، احتمال ریزش مشتریان افزایش یافته است. از سوی دیگر تأثیر عوامل محیطی و روان‌شناختی مانند تبلیغات، ارائه خدمات نوین و ... موجب شده است رفتار مشتری در برخی شرایط ثبات نداشته باشد و بانک‌ها در تحلیل و پیش‌بینی رفتار مشتریان با عدم قطعیت مواجه شوند (همان). بنابراین باید برای شناخت بهتر نیازها و پیش‌بینی دقیق رفتار مشتری، ماهیت پویای رفتار آنها را بررسی کرد.

یکی از مسائل نوظهور در مدیریت ارتباط با مشتری (CRM) و تحلیل رفتار، بخش‌بندی پویای مشتریان^۱ است. با توجه به اهمیت و جایگاه راهبردی بخش‌بندی مشتری در مدیریت ارتباط با مشتری، باید رفتار پویای مشتری در این حوزه بررسی شود. پژوهش‌های انجام شده در گذشته بیشتر، بخش‌های مختلف مشتریان را ثابت فرض کرده و ماهیت پویای رفتار آنها و تغییرات محیطی را نادیده گرفته است؛ بنابراین پژوهش‌های پیشین با اعمال فرض ثابت بودن بخش‌های مشتریان زمینه‌های مناسبی برای پیش‌بینی دقیق رفتار مشتریان فراهم نمی‌کنند (همان). در بخش‌بندی پویای مشتری، دو رویکرد اساسی وجود دارد که عبارت‌اند از: مطالعه جابه‌جایی مشتری بین بخش‌های مختلف و بررسی تغییرات بخش‌های مشتریان در طول زمان.

این پژوهش در نظر دارد الگوهای غالب^۲ جابه‌جایی مشتریان در بازه‌های زمانی متفاوت را به منظور تحلیل رفتار پویای مشتریان شناسایی کند. مطالعات گذشته عمدتاً با استفاده از شمارش دنباله‌های موجود و حداکثر فراوانی آنها، الگوهای غالب رفتاری در بین مشتریان را کشف کرده و از روش‌های نظام‌مند استفاده

¹ Dynamic Customer Segmentation

² Dominant Pattern

چندانی نشده است.

این پژوهش با استفاده از روش‌های داده کاوی^۱ سعی دارد به سؤالات زیر پاسخ دهد:

• رفتار مشتریان در بازه‌های زمانی مختلف چگونه است؟

• براساس رفتار شناسایی شده، مشتریان چگونه گروه‌بندی شده‌اند و هر گروه چه ویژگی‌هایی دارد؟

• الگوهای غالب و حاکم بر عضویت مشتریان به بخش‌های مختلف در طول زمان کدامند؟

به منظور پاسخگویی به سؤالات طرح شده روش ترکیبی مبتنی بر الگوریتم K-means و الگوریتم‌های قواعد انجمنی ارائه شده است تا بتواند الگوهای رفتاری مشتریان را استخراج کند و عضویت هر یک از مشتریان به بخش‌های مختلف را شناسایی کند. در نهایت به کمک قوانین انجمنی، الگوهای غالب هر گروه از مشتریان به دست آمد.

۲- پیشینه پژوهش

در این بخش مفاهیم بخش بندی و بخش بندی پویای مشتریان بررسی شده و به پژوهش‌های پیشین درباره بخش بندی پویای مشتریان اشاره شده است.

۲-۱ بخش بندی

از اوایل دهه ۱۹۸۰ مفهوم مدیریت ارتباط در حوزه بازاریابی اهمیت پیدا کرده است. به منظور مدیریت مؤثر ارتباط با مشتری، جمع‌آوری اطلاعات درباره ارزش مشتری دارای اهمیت است؛ به طوری که می‌توان گفت قوی‌ترین ابزارهای کاربردی برای بازاریابی، پیش‌بینی رفتار خرید و بخش‌بندی مشتریان است که امکان تفکیک خریداران از غیرخریداران و شناسایی

گروه‌های مشتریان را فراهم کرده آنها را از یکدیگر متمایز می‌کند. بخش‌بندی مشتریان به شناسایی مشتریان با مشخصه‌های مشابه اطلاق می‌شود و بازاریابان برای هدف‌گذاری مؤثر و تخصیص بهینه منابع از آن استفاده قرار می‌کنند (گریفین، ۲۰۰۳).

در طراحی بخش‌بندی مشتری معمولاً فرض بر این است که بازار نسبتاً پایدار و باثبات است و رفتار مشتری در طول زمان تغییر نمی‌کند. بر این اساس، اغلب پژوهش‌های پیشین فرض کرده‌اند بخش‌های مختلف مشتریان در طول زمان ثابت و پایدار بوده است و تعلق به این بخش‌ها تغییر نمی‌کند؛ اما در شرایطی که بازار باثبات و پایدار نیست، به دلیل تأثیرگذاری عوامل روانی- اجتماعی و محیطی در عدم ثبات رفتار مشتری، این فرض نادرست است. در واقع نیازها، ترجیحات، رفتار مشتری و همچنین شرایط بازار در طول زمان تغییر می‌کند و این فرض معمولاً بر شرایط دنیای واقعی صادق نیست (ها و همکاران، ۲۰۰۶).

در اکثر پژوهش‌های بخش‌بندی، رفتار مشتری را در یک بازه مشخص و ثابت بررسی کرده‌اند و نمی‌توان رفتار آنها را در طول زمان پیش‌بینی کرد؛ از این رو روش‌های بخش‌بندی ایستا پاسخگویی نیاز مدیران ارشد سازمان‌ها برای شناخت و پیش‌بینی رفتار مشتریان نیست (ها و بای، ۲۰۰۶ و هینینگ، جوانجوان و بیان، ۲۰۰۹). این روش‌ها توانایی بازخورد جهت‌گیری تقاضا و نیازهای آینده بخش‌های مختلف مشتریان را ندارند؛ اما از طریق سیستم‌های بخش‌بندی پویای مشتری، می‌توان به شناخت و درک جامعی از رفتار مشتری دست یافت و رفتار آنها را پیش‌بینی کرد (آخوندزاده و البدوی، ۲۰۱۴). بخش‌بندی پویا عبارت است از بخش‌بندی مشتریان، به گونه‌ای که به تغییرات بخش‌های مختلف مشتریان و تغییرات عضویت مشتریان به این

¹ Data Mining

انتخاب حداکثر فراوانی الگوهای غالب را استخراج کردند. سارکر و همکاران (۲۰۱۶) از طریق محاسبه مقادیر RFM وزنی الگوهای رفتاری مشتریان را در طول زمان محاسبه و با شمارش تعداد فراوانی، الگوهای غالب را شناسایی کردند.

در زمینه پیش‌بینی انتقالات و جابه‌جایی مشتری بین بخش‌های مختلف نیز مطالعاتی انجام شده است که بیشتر آنها از زنجیره مارکوف برای مدل‌سازی و پیش‌بینی استفاده کرده‌اند. مطالعه همبرگ و تزک (۲۰۰۹)، یکی از موارد مهم در این زمینه است که در بهینه‌سازی سبد مشتری از زنجیره مارکوف برای پیش‌بینی بخش‌های مشتریان استفاده کرده‌اند. همچنین در مطالعات لمنس، کروکس و استریمسچ (۲۰۱۲)، برانگولی و لاگسما، پترز و ودل (۲۰۱۲) لاتین و سرینواسان (۲۰۱۰) از زنجیره مارکوف در این زمینه استفاده شده است.

۲-۲ روش‌ها و متغیرهای پیش‌بینی رفتار و

بخش‌بندی مشتریان

ادبیات بخش‌بندی مشتریان، امکان بخش‌بندی توصیفی و پیشگویی (پیش‌بینی رفتار خرید) را فراهم می‌کند. به طور کلی در بخش‌بندی توصیفی متغیرهای زیر به کار می‌روند:

- متغیرهای آماری: براساس داده‌هایی چون درآمد، سن، وضعیت تاهل، قومیت، مذهب و ...
- متغیرهای جغرافیایی: همچون منطقه، جهان یا کشور، اندازه کشور، شرایط آب و هوایی و ...
- متغیرهای روان‌نگاری: همچون سبک زندگی و گرایش‌های شخصی.
- متغیرهای رفتاری: براساس داده‌هایی همچون تناوب خرید، مقدار و نوع محصولات خریداری شده و ...
- متغیرهای انگیزشی: مبتنی بر متغیرهایی است که

گروه‌ها در طول زمان توجه شود. پایش جابه‌جایی مشتری از یک بخش به بخش دیگر، کشف الگوهای غالب در این جابه‌جایی‌ها و پیش‌بینی این نقل و انتقالات، موضوعاتی است که در بخش‌بندی پویای مشتریان بررسی می‌شود (ها و بای، ۲۰۰۶).

بررسی سایر مطالعات، نشان می‌دهد پژوهش‌های انجام شده در این حوزه هر یک در نوع خود به بررسی جوانب مختلفی پرداخته و چندان چارچوب مفهومی جامعی در حوزه بخش‌بندی پویای مشتریان وجود ندارد؛ به طوری که در بخش مدل‌سازی و پیاده‌سازی تجربی، خلاء تحقیقاتی زیادی وجود دارد (مروان حسنی و همکاران، ۲۰۱۵). باتچر و همکاران (۲۰۰۹)، بلاکر و فلینت (۲۰۰۷)، لمنس و همکاران (۲۰۱۲) و ژنگ (۲۰۱۵) تغییرات بخش‌های مختلف در طول زمان را بررسی کرده‌اند. ها (۲۰۰۷)، هینینگ (۲۰۱۶) و تیان ورن (۲۰۱۷) جابه‌جایی و انتقالات مشتریان بین بخش‌های مختلف و استخراج الگوهای غالب آنها را بررسی و مطالعه کرده‌اند. به این ترتیب تعداد بسیار اندکی مانند ها (۲۰۰۶) هر دو رویکرد را همزمان مدنظر قرار داده، اما بررسی تغییرات مشتریان را فقط به تعداد مشتریانی که در طول زمان در همان بخش باقی ماندند، معطوف کرده است. از آنجا که تمرکز این پژوهش بر استخراج الگوهای جابه‌جایی و انتقالات مشتریان بین بخش‌های مختلف در طول زمان است، در ادامه مطالعات انجام شده در این زمینه بررسی می‌شود.

مطالعات مدل‌سازی جابه‌جایی مشتری بین بخش‌های مختلف در طول زمان را می‌توان در دو دسته تقسیم‌بندی کرد: بخش اول کشف الگوهای غالب و بخش دوم پیش‌بینی و جابه‌جایی انتقالات مشتری.

در باره کشف الگوهای غالب، بای و همکاران (۲۰۰۶) با شمارش الگوهای مختلف جابه‌جایی و

حجیم و بزرگ است. روش‌های داده کاوی در یک نگاه کلی به دو دسته توصیفی و پیش‌بینی تقسیم می‌شوند. روش‌های پیش‌بینی کننده ارزش، یک ویژگی خاص بر اساس سایر ویژگی‌ها را بیان می‌کند. ویژگی پیش‌بینی شونده، هدف نامیده می‌شود و وابسته به سایر ویژگی‌هاست؛ ویژگی‌هایی که به پیش‌بینی کمک می‌کنند، متغیرهای توضیحی و مستقل هستند؛ اما هدف از به‌کارگیری فنون توصیفی استخراج الگو است؛ به‌شکلی که ارتباط بین لایه‌های زیرین داده‌ها را خلاصه‌سازی کند. روش‌های پیش‌بینی شامل دسته‌بندی، رگرسیون و ... هستند. روش‌های توصیفی شامل خوشه‌بندی، تشخیص ناهنجاری و مواردی از این دست است (ورما و ماهتا، ۲۰۰۸). در این پژوهش از روش‌های خوشه‌بندی و قوانین انجمنی به‌منظور استخراج و تحلیل رفتار مشتریان استفاده شده است.

۲-۴ خوشه‌بندی

خوشه‌بندی یک جمعیت نامنظم را به مجموعه‌ای از زیرگروه‌های منظم تقسیم‌بندی می‌کند. در خوشه‌بندی، اشیاء بر اساس اصل بیشترین شباهت بین اعضای هر خوشه و کمترین شباهت بین خوشه‌های مختلف گروه‌بندی می‌شوند؛ به‌طوری که هر خوشه بیشترین شباهت را با یکدیگر و بیشترین تفاوت را با داده‌های سایر خوشه‌ها داشته باشند. معیار شباهت وقتی که همه مشخصه‌ها پیوسته هستند، معمولاً با فاصله اقلیدسی بیان می‌شود و در غیر این صورت، یک معیار مناسب برای آن در نظر گرفته می‌شود (هن و کمبر، ۲۰۰۶). روش‌های خوشه‌بندی بر دو دسته‌افرازی و سلسله‌مراتبی هستند که در این پژوهش از روش خوشه‌بندی افرازی استفاده شده است.

خوشه‌بندی افرازی: فرض کنید که پایگاه

داده‌ای، شامل n شیء باشد. یک روش افرازی، K

دلایل خرید مشتریان را توصیف می‌کند؛ برای مثال بر اساس متغیر رضایتمندی سه رویکرد برای بخش‌بندی مشتریان وجود دارد. در رویکرد اول با استفاده از بخش‌بندی سنتی مشتریان و متغیرهای کلیدی همچون آماری، جغرافیایی یا روان‌نگاری سازماندهی می‌شود. در رویکرد دوم بخش‌بندی مبتنی بر ارزش طول عمر مشتری است که به نیازهای مشتری علاوه بر هزینه‌های برپایی و حفظ روابط با مشتری توجه می‌کند. رویکرد سوم بخش‌بندی مبتنی بر تأخیر، تکرار و مقدار پول متشکل از یک یا ترکیبی از الگوهای رفتاری خرید یا انگیزشی است (ژبانگ و تزیلین، ۲۰۰۶).

در این پژوهش از متغیر RFM به‌منظور بخش‌بندی مشتریان استفاده شد که یکی از روش‌های معروف و کارا در تحلیل ارزش مشتری است و نقطه قوت آن در این است که خصوصیات مشتریان را با تعداد معیار کمتر (تنها سه بعد) به کمک روش‌های خوشه‌بندی استخراج می‌کند (چنگ و چن، ۲۰۰۹). این مدل بر اساس سه عامل تازگی (R)، تعداد دفعات (F) و ارزش مالی (M) شکل گرفته است. بر اساس تعریف والت و ونیک (۱۹۹۵) این سه متغیر عبارت‌اند از:

- تازگی^۱: فاصله زمانی از آخرین مراجعه (خرید، تراکش مالی)
- تعداد دفعات^۲: تعداد دفعات مراجعه (خرید، تراکش مالی) در یک بازه زمانی مشخص
- ارزش مالی^۳: پول پرداخته‌شده در یک بازه زمانی معین

۲-۳ داده کاوی

داده کاوی فرایند کشف اطلاعات مفید از منابع داده

¹ Recency

² Frequency

³ Monetary

۳- روش‌شناسی پژوهش

از آنجا که این پژوهش به دنبال کشف الگوی رفتاری مشتریان است، این پژوهش از منظر داده توصیفی-اکتشافی و از نوع هدف کاربردی است. چارچوب پیشنهادی برای اجرای پژوهش شامل ۵ فاز زیر است:

فاز (۱) شناخت کسب‌وکار و داده: حوزه‌های

مختلف بانکداری شامل بانکداری شرکتی^۱، خرد^۲، تجاری^۳، اختصاصی^۴ است که در این میان، حوزه بانکداری خرد با بیشترین مشتری مواجه است و نقش این حوزه در ترکیب منابع و مدیریت شهرت بانک‌ها بسیار پررنگ است. به منظور طراحی راهبردی بهینه بازاریابی باید بازار به‌طور مشخص بخش‌بندی و بازارهای هدف انتخاب شود و درباره جایگاه رقابتی مورد انتظار بانک به‌روشنی و صراحت تصمیم‌گیری شود. براین اساس، کیفیت استراتژی بازاریابی نیازمند کیفیت بخش‌بندی بازار است. این پژوهش روی مشتریان بانکداری خرد بانک انصار انجام شده و شامل آن‌دسته از فعالیت‌هایی است که در سطح شعب انجام می‌شود. با توجه به اینکه حجم گسترده‌ای از عملیات بانکی مشتریان را شعب انجام می‌دهد، تحلیل رفتار این دسته از مشتریان می‌تواند در اتخاذ استراتژی‌های مناسب بازاریابی کمک شایانی کند.

فاز (۲) جمع‌آوری، آماده‌سازی و

پیش‌پردازش داده‌ها: اطلاعات لازم در شش مقطع زمانی با فواصل سه‌ماهه جمع‌آوری شده است؛ سپس پیش‌پردازش و آماده‌سازی داده‌ها انجام می‌گیرد و داده‌هایی با مشخصات پرنبودن برخی از مشخصه‌ها، داده‌های غیرطبیعی و تکراری حذف می‌شوند. این گام با هدف بهبود کیفیت داده‌ها انجام می‌شود و از

افراز از این داده‌ها را شکل می‌دهد؛ به‌طوری که هر افراز یک خوشه را نشان می‌دهد و $K \leq n$ خواهد بود. به عبارت دیگر، داده‌ها در K گروه خوشه‌بندی می‌شوند؛ به شکلی که هر گروه باید حداقل یک شیء داشته باشد و هر شیء نیز باید تنها به یک گروه تعلق گیرد؛ البته شرط دوم در روش‌های افرازبندی فازی، می‌تواند انعطاف‌پذیر باشد. الگوریتم K -means از روش‌های معمول و کارا در خوشه‌بندی است که K (تعداد خوشه‌ها) را به‌منزله ورودی می‌گیرد و مجموعه n شیء را به K خوشه افراز می‌کند. این الگوریتم به شکل زیر عمل می‌کند:

۱- به صورت تصادفی، K شیء را به‌منزله مراکز خوشه‌های ابتدایی انتخاب می‌کند.

۲- هر شیئی را با توجه به بیشترین شباهت آن به مراکز خوشه‌ها، به خوشه‌ها تخصیص می‌دهد.

۳- مراکز خوشه‌ها را به روز می‌کند؛ به‌طوری که برای هر خوشه مقدار متوسط اشیای آن خوشه محاسبه می‌شود.

۴- تا هنگامی که هیچ تغییری در خوشه‌ها رخ ندهد، به مرحله دوم رجوع می‌کند (آخوندزاده و البدوی، ۲۰۱۴).

۲-۵ قوانین انجمنی

قوانین انجمنی یکی از روش‌های توصیفی و غیرنظارتی داده‌کاوی است که به جست‌وجو برای یافتن ارتباط بین ویژگی در مجموعه داده‌ها می‌پردازد. در واقع این روش‌ها، ویژگی‌هایی همراه هم را مطالعه می‌کند و به دنبال کمی کردن ارتباط میان این ویژگی‌هاست. قوانین به شکل اگر و آنگاه، به‌همراه معیارهای پشتیبان و اطمینان در چارچوب رابطه ۱ بیان می‌شوند:

$$\text{رابطه ۱) } x \Rightarrow y(\text{support, confidence})$$

در این پژوهش از الگوریتم اپریوری استفاده شده

است.

¹ Corporate banking

² Retail banking

³ Commercial banking

⁴ Business banking

می‌توان قوانینی براساس ویژگی‌های غالب هر بخش تعریف کرد و عمومیت نتایج را با شاخص‌های پشتیبان و اطمینان سنجید.

۴- یافته‌های پژوهش

در ادامه فرایند پیشنهادی برای استخراج الگوهای رفتاری مشتریان اجرا و نتایج حاصل از آن بیان شده است.

۴-۱ جمع‌آوری اطلاعات اولیه و

پیش‌پردازش داده‌ها

قبل از پیاده‌سازی روش مد نظر، فرایند آماده‌سازی و پیش‌پردازش برای بهبود کیفیت داده‌ها انجام شده است. از آنجا که این پژوهش در نظر داشته است الگوی رفتاری مشتریان را در طول زمان استخراج کند، اطلاعات جدول مورد نیاز برای محاسبه متغیر RFM در ۶ بازه زمانی سه‌ماهه برای ۱۰۰۰۰ نفر از مشتریان حقیقی بانک انصار جمع‌آوری شد. این اطلاعات شامل شماره مشتری، جنسیت، سن، تعداد تراکنش‌های انجام شده از درگاه‌های ارائه خدمات (شعب، دستگاه خودپرداز^۳، دستگاه کارتخوان^۴)، مانده موجودی حساب‌های قرض الحسنه و سپرده‌گذاری و زمان انجام آخرین تراکنش است. داده‌های ناقص و مفقوده، مقادیر دارای خطا، ناسازگاری، اریبی و ... نیز بررسی شده است و داده‌ها به ساختار مناسب برای پیاده‌سازی تبدیل شد. برای نرمال‌سازی داده‌ها نیز از روش min-max استفاده شده است.

$$v' = \frac{v - \min_A}{\max_A - \min_A} \quad \text{معادله (۱)}$$

۴-۲ خوشه‌بندی مشتریان بر اساس متغیر

RFM

در این بخش، مقادیر RFM مشتریان در هر یک از

اهمیت زیادی برخوردار است.

فاز (۳) خوشه‌بندی مشتریان بر اساس متغیر

RFM: مشتریان در هر یک از بازه‌های زمانی با استفاده از الگوریتم k-means خوشه‌بندی می‌شوند. به این منظور از مشخصه‌های تازگی، تکرار و مانده تمامی سپرده‌های مشتریان استفاده می‌شود. کیفیت خوشه‌بندی در هر یک از بازه‌های زمانی بر اساس شاخص دان^۱ انجام شده و بهترین حالت خوشه‌بندی در هر دوره استخراج می‌شود. بر اساس تعداد بهینه خوشه به دست آمده، خوشه‌ها برچسب‌گذاری می‌شوند.

فاز (۴) استخراج گروه‌های رفتاری

مشتریان: پس از برچسب‌گذاری خوشه‌ها، دنباله‌های تک‌تک مشتریان استخراج می‌شود و براین اساس دنباله‌ای از عضویت مشتری به بخش‌های مختلف در طول زمان به دست می‌آید. دنباله‌های به دست آمده با استفاده از روش K-means خوشه‌بندی شده و بهترین خوشه با استفاده از شاخص دان انتخاب می‌شود. به این ترتیب گروه‌های رفتاری مشتریان در مهاجرت به بخش‌های مختلف استخراج می‌شود.

فاز (۵) تحلیل قواعد هر یک از خوشه‌ها:

در نهایت خوشه‌های به دست آمده تحلیل و تفسیر شده و بر اساس نتایج کسب‌شده، متغیر جدیدی - که نشان‌دهنده گروه‌های مختلف رفتاری است - تعریف می‌شود تا ارتباط آن با مشخصه‌های دموگرافیک به کمک قوانین انجمنی و الگوریتم اپریوری^۲ تحلیل شود. قوانین انجمنی از روش‌های کارا در داده‌کاوی است که به کشف ارتباط بین ویژگی‌ها با رویکرد توصیفی می‌پردازد. همچنین الگوریتم اپریوری نسبت به سایر الگوریتم‌های کشف‌کننده قوانین انجمنی، کارا تر است (تن و همکاران، ۲۰۰۶). به این ترتیب

^۳ ATM

^۴ Pos

^۱ Dunn index

^۲ Apriori

انجام شده که شامل دو معیار حداکثر فاصله درون خوشه‌ای و حداقل فاصله برون خوشه‌ای است. این شاخص به تحلیل گر کمک می‌کند خوشه‌هایی متراکم با مرزهای مشخص داشته باشد. معادله (۲):

$$D_{nc} = \min_{t=1,2,\dots,nc} \left\{ \min_{j=t+1,\dots,nc} \left(\frac{d(c_i, c_j)}{\max_{k=1,\dots,nc} diam(c_k)} \right) \right\}$$

نتایج حاصل از خوشه‌بندی مشتریان به تفکیک هر یک از بازه‌های زمانی در جدول شماره ۱ آمده است.

جدول ۱: مقادیر شاخص دان به‌ازای خوشه‌های مختلف هر یک از بازه‌های زمانی

		بازه‌های زمانی					
		T ₁	T ₂	T ₃	T ₄	T ₅	T ₆
تعداد خوشه‌ها	K=3	0.43	0.46	0.45	0.41	0.47	0.42
	K=6	0.38	0.59	0.51	0.55	0.62	0.54
	K=9	0.49	0.41	0.49	0.45	0.34	0.36
	K=12	0.64	0.40	0.48	0.52	0.16	0.42
تعداد خوشه بهینه		12	6	6	6	6	6

برچسب‌گذاری، ۸ الگوی رفتاری برای هر یک از خوشه‌ها استخراج شده است.

الگوهای رفتاری هر یک از بخش‌ها در جدول شماره ۲ مشاهده می‌شود. همان‌طور که مشخص است، الگوی رفتاری HLL و LLL در تمامی بازه‌های زمانی وجود دارد و الگوی رفتار HLH تنها در بازه زمانی ۶ هست. در ادامه با استفاده از نظرات خبرگان هر یک از گروه‌های رفتاری برچسب‌گذاری شد.

LLL: شامل آن‌دسته از مشتریانی است که به‌تازگی از خدمات بانک استفاده کرده‌اند، اما مانده موجودی و تعداد دفعات تراکنش‌های آنها از میانگین

بازه‌های زمانی به‌دست آمده و بر آن اساس خوشه‌بندی با استفاده از الگوریتم k-means انجام شده است. از آنجا که بانک‌ها صورت‌های مالی خود را هر سه‌ماه یک‌بار انتشار می‌دهند، تعداد خوشه‌های بررسی شده به ترتیب ۳، ۶، ۹ و ۱۲ در نظر گرفته شد. بررسی کیفیت خوشه‌بندی در هر بازه زمانی با استفاده از شاخص دان

پس از مشخص شدن تعداد خوشه‌های بهینه، از مدل پیشنهادی آخوندزاده و البدوی (۲۰۱۴) برای برچسب‌گذاری خوشه‌ها استفاده شد. شیوه برچسب‌گذاری به این صورت بوده که برای مشخصه‌های M, F, R با توجه به میانگین آنها در بازه زمانی بررسی شده دو حالت High و Low در نظر گرفته شده که با نماد L و H نشان داده شده است؛ به عبارتی اگر برای یک خوشه میانگین هر یک از این متغیرها از میانگین کل این متغیر در بازه زمانی مربوطه بزرگ‌تر باشد، برچسب H و در غیراین صورت برچسب L در نظر گرفته می‌شود. پس از

«مشتری رویگردان شده با سودآوری زیاد» نامید. HHL شامل آن دسته از مشتریانی است که تعداد دفعات تراکنش آنها بیشتر از میانگین و مانده موجودی کمتر از میانگین دارند. این گروه مدت زمانی طولانی از آخرین تراکنش آنها می‌گذرد؛ بنابراین اینان «مشتری رویگردان شده با سودآوری کم» هستند.

HHH رفتار آن دسته از مشتریانی را تشریح می‌کند که مدت زمانی طولانی از آخرین تراکنش آنها گذشته و میانگین موجودی و تعداد دفعات تراکنش آنها بیشتر از میانگین در طول هر یک از بازه‌های زمانی است. به این گروه، «مشتریان رویگردان شده با سودآوری زیاد» می‌گویند.

LHL: دربرگیرنده مشتریانی است که به تازگی از خدمات بانک استفاده کرده‌اند و به طور متناوب بیش از میانگین از خدمات بانک استفاده می‌کنند؛ اما مانده موجودی کمتری نسبت به میانگین کل دارند و آنها را با برچسب «مشتریان وفادار با سودآوری کم» می‌شناسند.

در جدول شماره ۲، مقدار عددی ۱ نشان‌دهنده وجود گروه رفتاری و مقدار عددی ۰ نشان‌دهنده نبود آن در هر یک از بازه‌های زمانی است.

کل در بازه زمانی مربوطه کمتر است و آنها را «مشتریان معمولی با سودآوری کم» می‌نامند.

HLL: رفتار مشتریانی را تشریح می‌کند که مانده موجودی و تعداد دفعات تراکنش‌های آنها کمتر از میانگین بوده است و مدت زمانی طولانی از آخرین تراکنش آنها می‌گذرد. این دسته با نام «مشتریان رویگردان شده» شناخته می‌شوند.

LLH: این الگو نشان‌دهنده رفتار مشتریانی است که به تازگی از خدمات بانک استفاده کرده‌اند؛ اما تعداد دفعات استفاده از خدمات کمتر از میانگین و مانده موجودی آنها بیش از میانگین این متغیر در طول زمان بررسی شده است. این گروه، «مشتریان معمولی با سودآوری زیاد» نامگذاری می‌شود.

LHH: الگوی رفتاری مشتریانی را شامل می‌شود که به تازگی از خدمات بانک استفاده کرده‌اند و میانگین موجودی و تعداد دفعات تراکنش آنها بیشتر از میانگین است. این گروه «مشتریان طلایی سودآور» شناخته می‌شوند.

HLH: شامل آن دسته از مشتریانی است که تعداد دفعات تراکنش آنها نسبت به میانگین کمتر و مانده موجودی فراوانی دارند؛ اما مدت زمانی طولانی از آخرین تراکنش آنها می‌گذرد. از این رو می‌توان آنها را

جدول شماره ۲: بخش‌های مختلف مشتریان در بازه‌های زمانی

HLL	HLH	HHL	HHH	LHH	LHL	LLH	LLL	بخشهای مشتریان بازه‌های زمانی
1	0	1	0	0	1	1	1	۱
1	0	1	1	0	1	1	1	۲
1	0	0	1	1	0	0	1	۳
1	0	0	1	1	0	0	1	۴
1	0	0	1	1	0	0	1	۵
1	0	0	0	1	1	1	1	۶

۴-۳ استخراج گروه‌های رفتاری مشتریان

برای استخراج گروه‌های رفتاری، ابتدا در هریک از ۶ بازه زمانی الگوهای رفتاری بر اساس روش پیشنهادی مرحله قبل برای هریک از مشتریان به دست می‌آید. با به هم چسباندن این الگوها برای هر مشتری، الگوی دنباله‌ای آن به دست می‌آید که نشان‌دهنده عضویت مشتریان به بخش‌های مختلف در طول زمان است. در جدول شماره ۳ برخی از دنباله‌های به دست آمده نشان داده شده است؛ برای مثال دنباله عضویت ردیف ۳ نشان‌دهنده مشتری است که در بازه اول و دوم الگوی

رفتاری مشتری رویگردان شده (HLL) را داشته است، اما در بازه زمانی سوم و چهارم با توجه به سیاست‌ها و استراژی‌های بازاریابی بانک، معاملات و حجم سپرده‌های خود را افزایش داده و الگوی رفتاری آن به سمت «مشتری طلایی سودآور (LHH)» تغییر پیدا کرده و در نهایت در بازه زمانی آخر با توجه به کاهش حجم پول و سپرده‌های خود به «مشتری وفادار با سودآوری کم (LHL)» تبدیل شده است.

جدول ۳: نمونه‌ای از دنباله عضویت مشتریان

دنباله عضویت	ردیف
HLL LLL LLL LLL LLL LLL	۱
LHL HLL LLL LLL LLL LLL	۲
HLL HLL LHH LHH LLL LHL	۳
HLL LLL LLL HLL HLL LHH	۴

خبرگان خوشه‌های مد نظر عبارت‌اند از ۳، ۶، ۹ و ۱۲. کیفیت خوشه‌بندی نیز با استفاده از شاخص دان انجام شده که نتایج آن در جدول شماره ۴ آمده است:

به منظور شناسایی الگوهای رفتاری غالب مشتریان، دنباله عضویت‌های به دست آمده با استفاده از الگوریتم k-means خوشه‌بندی می‌شوند. بر اساس نظرات

جدول شماره ۴: مقایسه الگوهای رفتاری مختلف با استفاده از شاخص دان

تعداد خوشه	مقدار شاخص دان
k=3	0.73
K=6	0.74
K=9	0.72
K=12	0.72

$$DUNN = \frac{d_{\max}}{d_{\min}}$$

همان‌طور که مشاهده می‌شود بر اساس جدول شماره ۴ تعداد خوشه بهینه ۶ است. از این رو در هریک از ۶ خوشه، بیشترین میزان شباهت الگوهای دنباله‌ای به یکدیگر در هریک از خوشه‌ها وجود دارد؛ از طرفی

بر اساس نتایج به دست آمده، تعداد خوشه بهینه برابر با ۶ است. نمونه‌هایی از دنباله‌های مربوط به هریک از این خوشه‌ها در جدول ۵ نشان داده شده است. شاخص دان بر اساس دومعیار حداقل فاصله بین خوشه‌ای و حداکثر فاصله درون خوشه‌ای به منظور داشتن خوشه‌های متراکم با مرزهای مشخص به دست می‌آید.

جدول شماره ۵، نمونه‌ای از الگوهای دنباله‌ای هریک از خوشه‌ها به همراه متغیرهای دموگرافیک است؛ برای مثال ردیف ۱، مشتری‌ای را نشان می‌دهد که دارای جنسیت خانم و سن ۲۷ سال بوده است و در طول زمان غالباً در حالت‌های رفتار مشتری رویگردان شده (HLL) و مشتری معمولی با سود آوری کم (LLL) قرار دارد.

بیشترین میزان بی‌شبهتی بین هریک از خوشه‌ها نیز بر اساس تعداد، ۶ خوشه است. به عبارت دیگر در تعداد خوشه بهینه ۶، کمترین فاصله درون خوشه‌ای (فاصله اقلیدسی هریک از داده‌ها از مراکز خوشه) و بیشترین میزان شباهت نسبت به بیشترین فاصله بین خوشه‌ای (فاصله اقلیدسی هریک از مراکز خوشه نسبت به یکدیگر) و کمترین میزان شباهت داده‌ها وجود دارد.

جدول ۵: نمونه‌ای از الگوهای دنباله‌ای

ردیف	خوشه	الگوی دنباله‌ای	سن	جنسیت
۱	cluster-1	HLL HLL LLL LHH LLL LLL	۲۷	Women
۲	cluster-2	in-active LLL LHH LLL LLL LLL	۲۸	Men
۳	cluster-2	HLL in-active in-active HLL LLL LLL	35	Men
۴	cluster-3	HLL LLL LHH LHH LHH LLH	55	Women
۵	cluster-3	HLL LLL LHH LHH HLL LLL	41	Men
۶	cluster-3	LHL LLL LLL LHH LLL LHL	29	Men
۷	cluster-4	HLL HLL in-active in-active in-active in-active	39	Women
۸	cluster-4	LLL LLL HLL HLL LLL LLL	50	Men
۹	cluster-4	LHL LLL LLL in-active in-active in-active	33	Men
۱۰	cluster-5	LHL in-active LLL LLL HLL in-active	35	Men
۱۱	cluster-6	HLL LLL LLL LLL HLL HLL	54	Women
۱۲	cluster-6	LHL LLL LLL LHH HLL LLH	42	Men

الگوهای رفتاری غالب مشتریان را نشان می‌دهد؛ به طوری که دنباله عضویت‌های استخراج شده هریک از خوشه‌ها با توجه به الگوی رفتاری آنها در بازه زمانی آخر (بازه زمانی ۶) تحلیل می‌شوند. به این منظور از الگوریتم اپریوری^۲ با حداقل شرط اطمینان^۳ ۷۵ درصد و پشتیبانی^۴

در ادامه به منظور تفسیر خوشه‌های به دست آمده، متغیر جدیدی با عنوان خوشه^۱ تعریف شده است و ارتباط بین متغیرهای جنسیت، سن و همچنین برترین قواعد هر خوشه تفسیر و تحلیل می‌شود. هریک از خوشه‌های به دست آمده بر اساس تغییرات مشخصه‌های تازگی، تکرار و میانگین حجم پولی و تغییرات آن در بازه‌های زمانی متوالی،

² Apriori

³ Confidence

⁴ Support

¹ Cluster

۳ درصد استفاده شده است.

جدول ۶: قواعد هریک از خوشه‌ها

ردیف	مقدم	تالی	شماره خوشه	پشتیبان %	اطمینان %
۱	HLL LLL LLL LLL LLL LLL	LLL	1	8.6	100
۲	LHL LLL LLL LLL LLL LLL	LLL	1	7.1	95
۳	HLL HLL LLL LLL LLL LLL	LLL	1	6.3	95
۴	in-active LLL LLL LLL LLL LLL	LLL	1	5.0	100
۵	HLL in-active LLL LLL LLL LLL	LLL	1	4.8	88
۶	HLL LLL LLL HLL LLL LLL	LLL	1	3.1	91
۷	in-active in-active LLL LLL LLL LLL	LLL	2	11.1	100
۸	in-active in-active in-active LLL LLL LLL	LLL	2	10.8	100
۹	in-active HLL LLL LLL LLL LLL	LLL	2	5.8	93
10	in-active in-active LLL LLL LLL HLL	HLL	2	3.5	100
۱۱	in-active in-active LLL LLL HLL LLL	LLL	2	3.4	100
۱۲	in-active in-active in-active HLL LLL LLL	LLL	2	3.2	100
۱۳	HLL LLL LHH LHH LLL LLL	LLL	3	7.3	100
14	in-active HLL LHH LHH LLL LLL	LLL	3	6.5	100
15	in-active LLL LHH LHH LHH LHL	LHL	3	4.1	100
16	HLL LLL in-active in-active in-active in-active	in-active	4	9.8	100
17	LHL LLL in-active in-active in-active in-active	in-active	4	8.2	100
18	HLL HLL in-active in-active in-active in-active	in-active	4	6	100
19	in-active in-active LLL HLL HLL HLL	HLL	5	8.5	100
20	in-active in-active LLL HLL in-active in-active	in-active	5	5.9	100
21	in-active in-active in-active HLL HLL HLL	HLL	5	4.3	100
22	in-active in-active LLL LLL in-active in-active	in-active	5	4.3	100
23	in-active in-active LLL HLL HLL LLL	LLL	5	3.3	100
24	in-active in-active in-active LLL HLL in-active	in-active	5	3.3	100
25	HLL LLL LLL HLL HLL HLL	HLL	6	5.4	100
26	HLL LLL LLL LLL HLL HLL	HLL	6	4.2	100
27	LHL LLL LLL HLL HLL HLL	HLL	6	3.8	100
28	HLL HLL LLL HLL HLL HLL	HLL	6	3.8	100
29	in-active LLL LLL HLL HLL HLL	HLL	6	3.1	100
30	HLL LLL in-active HLL HLL HLL	HLL	6	3.1	100

دوم، این خوشه را نیز مشتریان کم‌ارزش با الگوی پایدار نامگذاری می‌کنند.

➤ **خوشه سوم:** نتایج به دست آمده از خوشه سوم نشان می‌دهد:

➤ ردیف ۱۳ و ۱۴ جدول ۶، الگوی غالب رفتاری مشتریانی را نشان می‌دهد که در طول زمان در بخش‌های رفتاری برای چند بازه به طور متوسط و پایدار خواهند ماند. به عبارت دیگر در برخی از بازه‌ها مشتری طلایی (LHH) و در برخی از بازه‌های دیگر در حالت رفتاری مشتری معمولی با سودآوری کم (LLL) قرار دارند. این الگو نشان می‌دهد چنانچه مشتری ای که در دسته سودآوری کم برای بانک قرار دارد، الگوی تعامل خود با بانک را بهبود دهد، شاید به مشتری طلایی و سودآور (LHH) تبدیل شود؛ اما با گذشت زمان و مقایسه کیفیت خدمات با بانک، دوباره دامنه فعالیت‌های خود را کاهش می‌دهد و به الگوی رفتاری مشتری معمولی با سودآوری کم (LLL) تغییر وضعیت خواهد داد.

➤ ردیف ۱۵ جدول ۶، الگوی رفتاری گروهی از مشتریان را نشان می‌دهد که شبیه الگوی رفتاری ردیف ۱۳ و ۱۴ هستند؛ با این تفاوت که در هنگام تغییر از حالت رفتاری LHH، به مشتری LLL تبدیل نمی‌شوند، بلکه تنها میزان سپرده و مانده پولی (M) را کاهش می‌دهند و به مشتری وفادار با سودآوری کم تبدیل خواهند شد. این خوشه شامل ۹۷۳ مشتری است. این خوشه را مشتریان کم‌ارزش با الگوی سودآوری ناپایدار می‌نامند.

➤ **خوشه چهارم:** این خوشه شامل ۱۲۱۳ مشتری است که الگوی غالب رفتاری آنها غیرفعال بودن (in-active)، مشتری رویگردان شده (HLL) و مشتری معمولی با سودآوری کم (LLL) است؛ به طوری که اگر مشتریان در یکی از حالت‌های رفتاری

➤ **خوشه اول:** نتایج به دست آمده از خوشه اول نشان می‌دهد مشتریان این خوشه به طور ثابت و پایدار در حالت رفتاری مشتری معمولی با سودآوری کم (LLL) قرار دارند و تالی همگی الگوهای رفتاری آنها LLL است. در این خوشه، مشتریان در بازه زمانی اول غالباً در حالت‌های رفتاری (HLL) قرار دارند؛ اما با گذشت زمان تا حدودی مقدار مشخصه تازگی آنها از متغیر RFM بهبود پیدا کرده و فاصله زمانی تراکنش‌های آنان کوتاه‌تر از میانگین شده است و به سمت رفتار مشتریان معمولی با سودآوری کمتر (LLL) در حال تغییر است. تعداد مشتریان این خوشه ۴۲۲ نفر است و این خوشه را مشتریان کم‌ارزش با الگوی پایدار نامگذاری می‌کنند.

➤ **خوشه دوم:** نتایج به دست آمده حاصل از این خوشه نشان می‌دهد ۶۰۲ نفر مشتری این خوشه در بازه‌های زمانی ابتدایی (اول تا سوم) هیچ‌گونه تعاملی با بانک نداشته و در حالت غیرفعال (in-active) قرار دارند؛ اما پس از بازه زمانی سوم، دو رویکرد در تغییر رفتار آنها رخ داده است؛ گروهی از آنها پس از غیرفعال بودن در بازه‌های زمانی ابتدایی به مشتری معمولی با سودآوری کم (LLL) تبدیل شده و در بازه زمانی آخر نیز در همین حالت رفتاری باقی مانده‌اند، اما گروه دیگر پس از تصمیم به تعامل با بانک، تعداد تراکنش (F) و مانده موجودی (M) پایین‌تر از حد میانگین با فاصله‌های زمانی زیاد بین هر تراکنش (R) را داشته‌اند و در حالت (HLL) قرار دارند و پس از گذشت زمان به حالت رفتاری LLL تغییر می‌کنند. به عبارت دیگر، مشتریانی که در ابتدا غیرفعال بوده‌اند، پس از تصمیم به تعامل با بانک، نهایتاً در حالت مشتریان سودآور قرار نمی‌گیرند و در حالت رفتاری LLL تعامل خود را شروع می‌کنند و در همان حالت نیز باقی خواهند ماند. باتوجه به رفتار مشتریان خوشه

Means و قوانین انجمنی برای شناسایی گروه‌های رفتاری مشتریان در عضویت به بخش‌های مختلف در طول زمان و همچنین تحلیل ویژگی‌های غالب این گروه‌ها ارائه شده است. مطالعات پیشین، بیشتر از زنجیره مارکوف برای مدل‌سازی جابه‌جایی مشتری بین بخش‌های مختلف استفاده کرده‌اند و مطالعات بسیار اندکی در زمینه کشف الگوهای غالب جابه‌جایی انجام شده است. در پژوهش‌های قبلی برای استخراج الگوهای غالب، از روش‌های نظام‌مند و کمی استفاده نشده است، بلکه با شمارش دنباله‌های موجود و انتخاب حداکثر فراوانی آنها، این الگوها استخراج شده است. در این پژوهش رویکردی جدیدی در قالب استخراج و خوشه‌بندی دنباله‌ها ارائه شد که می‌توان آن را یک روش کلی و عمومی شمرد و برای کشف الگوهای حاکم و شناسایی گروه‌های رفتاری مختلف مشتریان در جابه‌جایی بین بخش‌ها آن را به کار گرفت. شناسایی گروه‌های رفتاری و تحلیل آنها، در ارائه استراتژی‌های بازاریابی مؤثر واقع می‌شود. علاوه بر مواردی که گفته شد، ویژگی‌های گروه‌های رفتاری مختلف مشتریان نیز در این پژوهش بررسی شد تا به این پاسخ دست یافت که آیا الگوی غالبی در زمینه ویژگی‌های دموگرافیک گروه‌های مختلف مشتریان وجود دارد. بر اساس روش پیشنهادی، ۴ گروه رفتاری (مشتریان کم‌ارزش با الگوی پایدار)، (مشتریان کم‌ارزش با الگوی سودآوری ناپایدار)، (مشتریان رویگردان شده با ارزش متوسط) و (مشتریان وفادار با سودآوری کم) شناسایی شد.

با استفاده از این نتایج، می‌توان دیدگاه مناسبی نسبت به الگوهای رفتاری مشتریان، در زمینه عضویت و انتقال به بخش‌های مختلف در طول زمان کسب کرد و از آنها برای ارائه و بهبود راهبردهای بازاریابی

زیر قرار داشته باشند و پس از گذشت زمان تعامل خود را با بانک قطع کنند، در بازه زمانی پایانی نیز به صورت غیرفعال باقی خواهند ماند.

➤ **خوشه پنجم:** این خوشه شامل ۱۶۸ مشتری است که همگی در دوره زمانی اول غیرفعال بوده‌اند؛ اما با گذشت زمان به وضعیت رویگردان شده یا مشتری با سودآوری کم تغییر حالت داده‌اند و در نهایت در همان وضعیت باقی می‌مانند. رفتار این دسته را می‌توان با عنوان الگوی کم‌ارزش و پایدار نامید.

➤ **خوشه ششم:** مشتریان این خوشه غالباً در بازه‌های LLL و HLL حضور داشته‌اند؛ به طوری که بیشتر آنها در دوره زمانی آخر در بخش HLL قرار دارند و بنابراین می‌توان آنها را مشتریان رویگردان شده نامید. مهم‌ترین قواعد حاصل از تحلیل الگوریتم پریوری این خوشه به شرح زیر است:

۱- مشتریانی که در دوره زمانی اول در وضعیت HLL، دوره زمانی دوم LLL و پس از آن به طور پایدار در یک یا دو بازه زمانی بعدی در همان وضعیت باقی مانده‌اند و سپس به حالت رفتاری HLL تغییر وضعیت بدهند، به احتمال ۱۰۰ درصد در بازه زمانی ششم، مشتری رویگردان (HLL) باقی خواهد ماند.

۲- مشتریانی که در دوره زمانی اول در وضعیت LHL (مشتری وفادار با سودآوری کم) قرار دارند، دوره‌های بعدی تا اندازه‌ای رویگردان می‌شوند و به وضعیت LLL تغییر خواهند یافت و در دوره زمانی آخر در وضعیت HLL قرار خواهند گرفت. این خوشه شامل ۹۰۱ مشتری است که آن را مشتری رویگردان شده با سودآوری متوسط نامگذاری می‌کنند.

۵- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، یک روش ترکیبی جدید مبتنی بر K-

است. مشتریان این بخش در طول زمان به سایر حالت‌های رفتاری تغییر وضعیت داده‌اند؛ اما در بازه آخر مشتری رویگردان خواهند شد. این موضوع نشان می‌دهد که ظرفیت جذب مشتری در بانک وجود داشته است، اما زیرساخت و امکانات لازم برای نگهداشت آنها فراهم نیست. از این رو با شناسایی دلایل رویگردانی مشتریان، می‌توان برنامه‌های عملیاتی برای بازگشت آنها تدوین و اجرا کرد. جلسه‌های هم‌اندیشی، نظرسنجی از مشتریان رویگردان و ارائه طرح‌های حمایتی، ابزار مناسبی برای ایجاد رابطه مجدد بین بانک و مشتری و شناسایی دلایل رویگردانی آنها خواهد بود. برای مثال با توجه به حجم مانده پولی و تراکنش‌های آنها، می‌توان با ارائه خدمات متمایز بانکداری الکترونیک برای بهبود و برگشت این دسته از مشتریان کوشید.

۴- مشتریان وفادار با سودآوری کم:

با توجه به الگوی رفتاری به دست آمده این گروه از مشتریان در بازه‌های ابتدایی تعامل با بانک، حجم مانده پولی زیادی داشته‌اند، ولی با گذشت زمان با کاهش مانده پولی، همچنان به ارتباط با بانک ادامه داده و مشتری وفادار بانک هستند. از این رو باید اولویت تخصیص منابع و برنامه‌های وفاداری مشتری و توسعه مشتری مدنظر قرار بگیرد. برای این مشتریان باید طرح‌هایی مانند امتیازدهی به مشتریان و افزایش امتیاز در نظر گرفته شود تا میزان اتصال و جذب این گروه به بانک افزایش یابد.

منابع

1. Akhondzadeh, E.; Albadvi, A. (2014). Mining the dominant patterns of customer shifts between segments by using top-k and distinguishing sequential rules, *Management Decision*, 53 (9), 1976-2003.

استفاده کرد. به این منظور برای هر کدام از بخش‌های تعریف شده می‌توان راهبردها و اقدامات زیر را پیشنهاد داد:

۱- مشتریان کم ارزش با الگوی پایدار:

همان‌طور که نتایج نشان داد غالباً الگوی رفتاری این مشتریان در حالت‌های رفتاری LLL و HLL قرار دارد. از آنجا که رفتار آنها در طول زمان پایدار بوده است، می‌توان با استفاده از طرح‌های تشویقی و ارائه خدمات جانبی (از قبیل ارائه خدمات مشاوره مالی، سرمایه‌گذاری، خدمات لیزینگ و ایجاد طرح‌های سپرده‌گذاری با شرایط خاص و ...) زمینه‌های تبادلات این گروه را افزایش داد و رسوب منابع ارزان قیمت آنها در بانک را ایجاد کرد تا از این طریق به گروه مشتریان سودآور تبدیل شوند.

۲- مشتریان کم ارزش با الگوی سودآوری

ناپایدار: همان‌طور که از نتایج مشخص است، مشتریان این الگوی رفتاری در برخی از بازه‌های زمانی در حالت رفتاری LHH نیز قرار می‌گیرند و ظرفیت تبدیل شدن به مشتری سودآور را دارند. بنابراین باید دلایل مهاجرت آنها به بخش‌های مختلف و دلایل ناپایداری در بازه‌های زمانی مذکور را شناسایی کرد تا بتوان زمینه‌های جذب این گروه از مشتریان را افزایش داد. بررسی دوره‌هایی که این گروه رشد ارزشی داشتند، نشان می‌دهد در آن زمان بانک، طرح‌های سپرده‌گذاری با شرایط خاص در اختیار مشتریان قرار داده و برای این گروه از مشتریان که به نرخ سود سپرده حساس هستند، تأثیر مثبتی در تعاملات با بانک داشته است.

۳- مشتریان رویگردان شده با سودآوری

متوسط: همان‌طور که از نتایج مشخص است، قسمت تالی تمامی این گروه، مشتریان رویگردان شده (HLL)

- Marketing*, 73(5), 70-89
11. Hassani, M.; Sergio, S.; and Florian, R. (2015). Efficient Process Discovery From Event Streams Using Sequential Pattern Mining, *Journal of Machine Learning Research*, 107(12), 1652-1665.
 12. Khajvand, M.; Tarokh, M. J. (2011). Analyzing Customer Segmentation Based on Customer Value Components (Case Study: A Private Bank), *Journal of Industrial Engineering, University of Tehran*, Special Issue, 79-93.
 13. Lemmens, A.; Croux, C. h.; and Stremersch, S. (2012). Dynamics in the international market segmentation of new product growth. *International Journal of Research in Marketing*, 29(1), 81-92.
 14. Ngai, E.W.T.; Xiu, L. and Chau, D. C. K. (2009). Application of data mining techniques in customer relationship management: A literature review and classification, *Expert Systems with Applications*, 36(2), 2592-2602.
 15. Netzer, O.; Lattin, J. M. and Srinivasan, V. (2008). A hidden Markov model of customer relationship dynamics. *Marketing Science*, 27(2), 185-204.
 16. Sarker, I.; colman, A.; Kabir, M. and Han, J. (2016). Behavior-Oriented Time Segmentation for Mining Individualized Rules of Mobile Phone Users, *Paper presented at IEEE Transactions on Services Computing*.
 17. Tsai, C. Shieh, y. (2009). A change detection method for sequential patterns, *Decision Support Systems*, 46(2), 501-511.
 18. Tang, k.; Xie. L. (2013). Lifetime Value Management of Network Game Customers, *Journal of Innovation Management and Industrial Engineering*, 6(4), 82-99.
 19. Zheng, L. (2015). Visualization method for customer targeting user customer map, *Industrial Marketing Management*, 36(6), 810-822
 2. Akhondzadeh, E.; Albadvi, A. and Homayondfar, B. (2016). *How Can We Explore Patterns of Customer Segments' Structural Changes? A Sequential Rule Mining Approach*, Paper presented at IEEE International Conference on Information Reuse and Integration.
 3. Bottcher, M., Spott, M., Nauck, D. and Kruse, R. (2009). Mining changing customer segments in dynamic markets, *Expert Systems with Applications*, 36(1), 155-164
 4. Blocker, C. P.; Flint, D. J. (2007). Customer segments as moving targets: integrating customer value dynamism into segment instability logic, *Industrial Marketing Management*, 36(6), 810-822.
 5. Cheng, Ch. H.; Chen, Y.Sh. (2009). Classifying the segmentation of customer value via RFM model and RS theory, *Expert systems with applications*, 36(3), 4176-4184.
 6. Ha, S.H.; Bae, S. M. and Park, S.C. (2002). Customer's time-variant purchase behavior and corresponding marketing strategies: an online retailer's case. *Computers & Industrial Engineering*, 43(4), 801-820.
 7. Ha, S. H.; Bae, S.M. (2006). *Keeping Track of Customer Life Cycle to Build Customer Relationship*, Paper presented at Computer Science, Advanced Data Mining and Applications.
 8. Ha, S.H. (2007). Applying knowledge engineering techniques to customer analysis in the service industry, *Advanced Engineering Informatics*, 21(3), 293-301.
 9. Haining, T., Juanjuan, Xu. and Bian, Zh. (2009). *Research on Index System of Dynamic Customer Segmentation*, International Conference on Information Management and Engineering, pp. 441- 445.
 10. Homburg, Ch., Steiner, V.V. and Totzek, D.(2009). Mining Dynamics in a Customer Portfolio, *Journal of*

