



Research Article

Analysis of Customers' Lifetime Value with a Clustering Approach Based on Som Artificial Neural Networks and Markov Chain (Case Study: Pasargad Digital Bank)

Maral Mirzaei Moradi ¹, Hossein Razavi Haji Agha*², Hanan Amouzad Mehdirji ³ and Ali Alikhani ⁴

¹ Faculty of Industrial Management, University of Tehran, Kish International Campus, Iran

² Department of Management, Faculty of Management and Financial Sciences, Khatam University, Tehran, Iran

³ Department of Technology and Innovation Management, Faculty of Industrial and Technology Management, University of Tehran, Tehran, Iran

⁴ Department of Industrial Management, Faculty of Management and Social Sciences, Islamic Azad University, North Tehran Branch, Tehran, Iran

* corresponding author: (h.razavi@khatam.ac.ir)

Article Info

Article history:

Received: 27 January 2024

Revised: 25 November 2024

Accepted: 30 December 2024

Keywords:

Customer lifetime value,
clustering,
markov chain,
SOM neural network.

Abstract

Clustering of customers and analysis of their lifetime value is one of the basic strategies of policy making in production and marketing. Since the advertising strategies of many businesses are implemented regardless of the financial behavior clusters of customers and the expected income resulting from the dynamic financial behavior of customers, the advertising policy based on the customers' lifetime value in the dynamic clusters of their financial behavior can save a lot of advertising and marketing costs to manage the costs imposed on businesses. This is despite the fact that the studies conducted in the field of customer lifetime value analysis have not paid attention to advertising strategies based on lifetime value. The existing methods for determining the lifetime value of customers rely on static clustering of customers' status, while customer clustering based on their financial behavior is a dynamic and time-varying phenomenon. Therefore, in this research, the lifetime value analysis of customers and the optimization of advertising strategy in the dynamic clusters of their financial behavior using a self-organizing neural network and dynamic stochastic programming have been discussed. For this purpose, based on the status of each customer belonging to a cluster during consecutive weeks, a Markov chain is formed from the clusters containing customers, and the lifetime value of customers is based on the transition probability matrices of customers' status from one cluster to another, and it is also estimated based on the expected income of customers in each cluster. The results showed that customer clustering with the self-organizing neural network method can explain at least 91% of the changes in the data. Also, the findings showed that the optimal advertising strategy for each cluster of customers with a certain expected income level will lead to different lifetime value for customers, which shows the importance of dynamic clustering of customers and determining the optimal level of advertising cost in each cluster to gain more customer lifetime value.

Funding

This research did not receive any specific grant from funding agencies in the public, commercial, or not-for-profit sectors.

To Cite this article:

Mirzaei Moradi, M., Razavi Haji Agha, H., Amouzad Mehdirji, H. and Alikhani, A. 2025. Analysis of customers' lifetime value with a clustering approach based on som artificial neural networks and markov chain (case study: Pasargad Digital Bank), Sharif Industrial Engineering and Management Journal, 41(1), 57-72. <https://doi.org/10.24200/ij65.2024.63417.2379>



تحلیل ارزش طول عمر مشتریان با رویکرد خوشه‌بندی مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی SOM و زنجیره‌ی مارکوف (مطالعه‌ی موردی: بانک دیجیتال پاسارگاد)

مارال میرزایی مرادی^۱، حسین رضوی حاجی آقا^{۲*}، حنان عموزاد مهدیرجی^۳ و علی عالیخانی^۴

^۱ گروه مدیریت صنعتی، دانشکده‌ی پردیس بین‌المللی کیش، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

^۲ گروه مدیریت، دانشکده‌ی مدیریت و علوم مالی، دانشگاه خاتم، تهران، ایران.

^۳ گروه مدیریت تکنولوژی و نوآوری، دانشکده‌ی مدیریت صنعتی و فناوری، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

^۴ گروه مدیریت صنعتی، دانشکده‌ی مدیریت و علوم اجتماعی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال، تهران، ایران.

*نویسنده مسئول (h.razavi@khatam.ac.ir)

چکیده

خوشه‌بندی مشتریان و تحلیل ارزش طول عمر آن‌ها، یکی از راهبردهای اساسی سیاست‌گذاری در تولید و بازاریابی است. از آنجا که راهبردهای تبلیغاتی بسیاری از واحدهای تجاری بدون توجه به خوشه‌های رفتار مالی مشتریان و درآمد موردانتظار حاصل از رفتار پویای مالی مشتریان اجرا می‌شود، سیاست‌گذاری تبلیغاتی براساس ارزش طول عمر مشتریان در خوشه‌های پویای رفتار مالی آن‌ها می‌تواند بسیاری از هزینه‌های تبلیغات و بازاریابی تحمیل شده به واحدهای تجاری را مدیریت کند. این در حالی است که مطالعات انجام‌شده در زمینه‌ی تحلیل ارزش طول عمر مشتریان، توجهی به راهبردهای تبلیغاتی مبتنی بر ارزش طول عمر نداشته و روش‌های موجود درخصوص تعیین ارزش طول عمر مشتریان متکی بر خوشه‌بندی ایستا از وضعیت مشتریان بوده است؛ در حالی که خوشه‌بندی مشتریان بر پایه‌ی رفتار مالی آن‌ها یک پدیده‌ی پویا و زمان-متغیر است. از این رو، در پژوهش حاضر به تحلیل ارزش طول عمر مشتریان و بهینه‌یابی راهبردهای تبلیغاتی در خوشه‌های پویای رفتار مالی آن‌ها با استفاده از شبکه‌ی عصبی خودسازمان‌ده (SOM) و برنامه‌ریزی تصادفی پویا پرداخته شده است. برای این منظور، براساس وضعیت تعلق هر مشتری به یک خوشه در طول هفته‌های متوالی، یک زنجیره‌ی مارکوف از خوشه‌های در برگیرنده‌ی مشتریان تشکیل و ارزش طول عمر مشتریان بر پایه‌ی ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت مشتریان از یک خوشه به خوشه‌ی دیگر و همچنین براساس درآمد موردانتظار مشتریان در هر خوشه برآورد شده است. نتایج نشان داده است که خوشه‌بندی مشتریان با روش شبکه‌ی عصبی خودسازمان‌ده (SOM) می‌تواند کمیته‌ی ۹۱٪ از تغییرات موجود در داده‌ها را تبیین کند. همچنین یافته‌ها نشان داده‌اند که راهبرد تبلیغاتی بهینه برای هر خوشه از مشتریان با سطح درآمد موردانتظار مشخص، منجر به ارزش طول عمر متفاوتی برای مشتریان شده است، که نشانگر اهمیت خوشه‌بندی پویای مشتریان و تعیین سطح بهینه‌ی هزینه‌ی تبلیغات در هر خوشه برای کسب ارزش طول عمر بیشتر برای مشتریان است.

اطلاعات مقاله

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۱/۰۷

تاریخ اصلاحیه: ۱۴۰۳/۰۹/۰۵

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۰/۱۰

واژگان کلیدی:

ارزش طول عمر مشتری،

خوشه‌بندی،

زنجیره‌ی مارکوف،

شبکه‌ی عصبی SOM.

۱. مقدمه

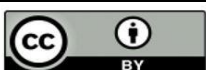
ارزش طول عمر مشتری، یک معیار بازاریابی است که ارزش یک مشتری را در کل تاریخ رابطه‌ی آن مشتری با یک شرکت پیش‌بینی می‌کند. این ارزش فعلی، جریان درآمد احتمالی آتی است، که توسط یک خریدار خاص ایجاد می‌شود. ارزش طول عمر مشتری، ارزش یک مشتری را برای شرکت در طول چرخه‌ی عمر مشتری تعیین می‌کند.^[۱] یک شرکت با هدف سودآوری آتی، به دنبال بیشینه‌سازی سود با تجزیه و تحلیل رفتار مشتری و چرخه‌های تجاری برای شناسایی و هدف قراردادن مشتریان با بیشترین ارزش خالص بالقوه در طول زمان است. مشتری سودآور، مشتری‌ای است که مازاد درآمد ایجاد می‌کند و در طول زمان، درآمد حاصل از مشتری به میزان قابل‌قبولی از هزینه‌های شرکت برای جذب، فروش، و خدمات‌رسانی به او فراتر می‌رود.^[۲]

باتوجه به اهمیت ارزش طول عمر مشتریان به‌عنوان یک معیار سودآوری، روش‌های متفاوتی برای تقسیم‌بندی مشتریان بر حسب ارزش طول عمر آن‌ها پیشنهاد شده است.^[۳] تقسیم‌بندی مشتریان براساس ارزش طول عمر مشتری شرکت‌ها را قادر می‌سازد تا به اندازه‌ی کافی روابط بلندمدت با مشتریان ایجاد کنند و به‌طورمؤثر سرمایه‌گذاری در ابزارهای بازاریابی را مدیریت کنند. ارزش طول عمر مشتری براساس تقسیم‌بندی آن‌ها از منظرهای موردعلاقه‌ی مدیران (مانند: درآمدزایی، هزینه‌ها، و ...) در حل مشکلاتی مانند تصمیم‌های مربوط به رسیدگی، حفظ و به‌دست‌آوردن مشتریان، یا مسائل مربوط به ارزش بلندمدت شرکت کمک می‌کند.^[۴]

با این حال، در تلاش برای معرفی ارزش طول عمر مشتری به‌عنوان مبنای تصمیم‌گیری برای مدیران، انتخاب مدل مناسب ارزش طول عمر مشتری، که

استناد به این مقاله:

میرزایی مرادی، مارال، رضوی حاجی آقا، حسین، عموزاد مهدیرجی، حنان و عالیخانی، علی. ۱۴۰۴. تحلیل ارزش طول عمر مشتریان با رویکرد خوشه‌بندی مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی SOM و زنجیره‌ی مارکوف (مطالعه‌ی موردی: بانک دیجیتال پاسارگاد). مهندسی صنایع و مدیریت شریف، ۴۱(۱)، صص. ۵۷-۷۲. <https://doi.org/10.24200/j65.2024.63417.2379>



پیشین مورد توجه نبوده است. از طرفی، تعیین ارزش طول عمر مشتریان با استفاده از اطلاعات مربوط به تغییر رفتار مالی آن‌ها می‌تواند گام قابل‌توجهی در راستای مدیریت ریسک اعتباری بانک‌ها و سیاست‌گذاری آن‌ها در بازاریابی و نگهداشت مشتریان باشد. اتخاذ سیاست‌های نگهداشت مشتریان در قالب برنامه‌های بازاریابی در گروه‌های مختلف مشتریان می‌تواند بسیاری از هزینه‌های بازاریابی بانک‌ها را کاهش دهد و منجر به طرح‌ریزی برنامه‌های وفاداری مبتنی بر رفتار انتقالی مشتریان شود.

رویکرد کلی مطالعات پیشین به مبحث ارزش طول عمر مشتریان، مبتنی بر روش‌های خوشه‌بندی و شبکه‌های عصبی مصنوعی بوده است، در حالی که رفتار پویای مالی مشتریان و عوامل تأثیرگذار محیطی در تغییر وضعیت مشتریان در خوشه‌های مختلف، عموماً نادیده گرفته شده است. از این رو، انجام پژوهش حاضر با هدف توسعه‌ی روش‌های خوشه‌بندی مشتریان و تعیین ارزش طول عمر آن‌ها ضرورت دارد. به همین علت، در مطالعه‌ی حاضر، پس از تعیین خوشه‌های مشتریان، به بیشینه‌سازی ارزش طول عمر مشتری با استفاده از برنامه‌ریزی تصادفی پویا پرداخته شده است. این امر بر پایه‌ی تشخیص راهبرد بهینه‌ی تبلیغات برای خوشه‌های مشتریان و درآمد موردانتظار از هر مشتری، مبتنی بر احتمال نگهداشت مشتری در هر خوشه انجام شده است. مطالعه‌ی حاضر می‌تواند گام مهمی در راستای توسعه و تعمیم روش‌های پویای خوشه‌بندی مشتریان و برآورد پویای ارزش طول عمر هر مشتری به شمار آید. بنابراین، با توجه به شکاف پژوهشی موجود در زمینه‌ی برآورد پویای ارزش طول عمر مشتریان و به‌کارگیری اطلاعات حاصل از معیار مذکور در تعیین راهبرد بهینه‌ی تبلیغاتی برای مشتریان، انجام پژوهش حاضر در راستای بهینه‌سازی هزینه‌ی تبلیغات و بازاریابی مشتریان با استفاده از مدل احتمالی رفتار مالی آن‌ها ضرورت دارد.

این در حالی است که عدم شناخت کافی نسبت به رفتار احتمالی مشتریان و استفاده از آن در تعیین ارزش طول عمر مشتریان، می‌تواند منجر به هدررفت منابع بانک در هزینه‌های بازاریابی و نگهداشت مشتریان شود. از آنجا که در مطالعات پیشین، برآورد ارزش طول عمر مشتریان و تعیین راهبرد تبلیغاتی برای گروه‌های مشتریان، براساس ماتریس‌های انتقال وضعیت مارکوفی آن‌ها موردتوجه نبوده است، انجام مطالعه‌ی حاضر می‌تواند به کاهش شکاف پژوهشی در این حوزه نیز کمک بسزایی کند. با اجرای راهبردهای مطرح‌شده در مطالعه‌ی حاضر، مدیران می‌توانند با شناسایی و حفظ با ارزش‌ترین مشتریان خود، مزیت رقابتی کسب کنند. پتانسیل رشد و حفظ مشتری در صورت پیش‌بینی تغییرات در خوشه‌های مختلف و تنظیم راهبردهای تبلیغاتی بر این اساس بسیار بالاست. مطالعه‌ی حاضر، یک ابزار و بینش مناسب برای کمک به مدیران در بهینه‌سازی هزینه‌های تبلیغاتی خود با پیش‌بینی ارزش طول عمر مشتری و تحلیل پویای تغییرات در خوشه‌بندی مشتریان ارائه می‌کند. از طرفی، پیاده‌سازی نتایج پژوهش حاضر می‌تواند به طور قابل‌توجهی از هزینه‌های فعلی نگهداشت مشتریان در بانک مورد مطالعه، از طریق هدفمندسازی راهبردهای تبلیغاتی بکاهد.

در پژوهش حاضر، با تأکید بر رفتار زمان-متغیر مشتریان، به خوشه‌بندی آن‌ها در پژوهش حاضر، با تأکید بر رفتار زمان-متغیر مشتریان، به خوشه‌بندی آن‌ها با استفاده از تحلیل شبکه‌ی عصبی (SOM)^۱ پرداخته شده است؛ که مزیت آن

برای نوع تجارت آن‌ها مناسب باشد، حائز اهمیت است. شناسایی رفتار مشتری را می‌توان به‌عنوان یکی از اولین گام‌های تشخیص مدل ارزش طول عمر مشتریان در هر کسب و کار دانست. پژوهشگران روش‌های متفاوتی را برای شناسایی رفتار مشتریان مطالعه کرده‌اند، اما خوشه‌بندی مشتریان را می‌توان جزء مشترک بسیاری از مطالعات اخیر دانست.^[۵] خوشه‌بندی مشتریان، این امکان را به صاحبان کسب و کار می‌دهد که با تحلیل جزئی‌تر و دقیق‌تر رفتار مشتریان، چشم‌انداز گسترده‌تری نسبت به هزینه‌ها و درآمدهای حاصل از هر مشتری ایجاد کنند. خوشه‌بندی مشتریان در گروه‌های متفاوت درآمد، هزینه و تعدد دفعات تعامل با کسب و کار (دفعات سودآوری) می‌تواند علاوه‌بر شناسایی مشتریان با سطوح درآمدزایی بالا، راهبردهای هزینه‌یابی مشتریان را نیز بهبود بخشد.^[۶] از این رو، با توجه به اهمیت خوشه‌بندی مشتریان، تشخیص روش‌های بهینه‌ی خوشه‌بندی آنان در کانون توجه قرار دارد و آنچه که عموماً مبنای خوشه‌بندی مشتریان قرار می‌گیرد، سودآوری و هزینه‌های مربوط به آن‌هاست.^[۷]

رفتار مشتریان، یک پدیده‌ی پویا و زمان-متغیر است.^[۸] مشتریان در هر خوشه‌ای از منظر درآمد، هزینه یا هر عامل موردعلاقه‌ی مدیران بازاریابی که قرار گیرند، پتانسیل تغییر موضع و تغییر میزان درآمدزایی را خواهند داشت. از این رو به رفتار متغیر مشتریان در طول زمان نیز در خوشه‌بندی مشتریان باید توجه کرد. یکی از ابزارهای تحلیل رفتار زمان-متغیر مشتریان، تحلیل تخصیص آن‌ها به خوشه‌های متفاوت در طول زمان است.^[۹] بنابراین، با این پیش‌فرض که تخصیص مشتری به هر خوشه، فقط به وضعیت قبلی او وابسته است، می‌توان یک فرایند چندوضعیتی مارکوف را برای خوشه‌های تخصیص‌یافته‌ی مشتریان متصور بود. به خصوص در کسب و کارهای دیجیتال، از جمله فناوری‌های مالی ارائه‌شده توسط بانک‌ها، که سطح و اندازه‌ی فعالیت مشتریان می‌تواند تأثیر قابل‌توجهی در خوشه‌بندی آن‌ها بگذارد، تنوع در خوشه‌های شناسایی‌شده برای هر مشتری دور از انتظار نیست.

بسیاری از مدل‌های مختلف ارزش طول عمر مشتری و روش‌های خوشه‌بندی مشتریان در دهه‌های اخیر ابداع شده‌اند، که هم‌زمان با آن‌ها، فناوری اطلاعات و ارتباطات نیز باعث توسعه‌ی تجارت الکترونیکی و گسترش بسیاری از خدمات سنتی در قالب خدمات الکترونیک و دیجیتال شده است.^[۱۰] به فناوری‌های مالی (فین تک) نیز هم‌راستا با توسعه‌ی انواع تجارت الکترونیک، بیش از پیش توجه شده است. بانک‌هایی که خدمات مالی و اعتباری مبتنی بر فناوری ارائه می‌دهند، به دلیل تعامل مشتریان با وبسایت‌ها و سایر خدمات مبتنی بر اینترنت، داده‌های با سطوح بالای اهمیت در دسترس دارند.^[۱۱] سطح بالای رقابت، به‌ویژه در فناوری‌های مالی، بانک‌ها را وادار می‌کند تا منابع مالی خود را برای فعالیت‌های بازاریابی به نحو احسن هزینه کنند. برای این منظور، پیاده‌سازی مدل ارزش طول عمر مشتری با استفاده از داده‌های تاریخی برای تخمین ارزش و لحاظ‌کردن ویژگی‌های متغیر مشتری در طول زمان می‌تواند ارزیابی دقیق‌تری از وضعیت سودآوری آتی مشتری را برای بانک‌ها فراهم سازد.

اگرچه مطالعات متعددی درخصوص مدل‌بندی و پیش‌بینی ریزش مشتریان بر پایه‌ی روش‌های زنجیره‌ی مارکوف و انواع شبکه‌های عصبی انجام شده است، اما ماهیت پویای رفتار مالی مشتریان و به‌خصوص، به‌کارگیری اطلاعات حاصل از تغییر وضعیت مالی مشتریان در تعیین ارزش طول عمر مشتری در مطالعات

^۱ Self Organization Map

معمولاً به‌عنوان مجموع ارزش طول عمر همه‌ی مشتریان فعلی شرکت تعریف می‌شود، یا می‌تواند مجموع ارزش طول عمر همه‌ی مشتریان فعلی و بالقوه باشد.^[۲۲]

در مطالعات ارزش طول عمر مشتری، مقایسه‌های زیادی بین مدل‌های منتخب برای محاسبه‌ی ارزش طول عمر انجام شده است. به‌عنوان مثال، دانکرز^۲ و همکاران (۲۰۰۷)^[۲۳] مدل‌های رگرسیون ساده را با بهترین عملکرد در محاسبه‌ی ارزش طول عمر مشتری دانسته‌اند. در حالی که باتسلام^۳ و همکاران (۲۰۰۷)^[۲۴] کارایی بهتر مدل بتا هندسی اصلاح‌شده را تأیید می‌کنند. از مطالعات اخیر انجام‌شده درخصوص ارزش طول عمر مشتری می‌توان به نتایج مطالعه‌ی داندیس^۴ و همکاران (۲۰۲۳)^[۲۵] اشاره کرد که نشان می‌دهد رضایت، اعتماد، و تعهد به‌طور مثبت و قابل‌توجهی در ارزش طول عمر مشتری تأثیر می‌گذارند. همچنین، گادیل^۵ و همکاران (۲۰۲۳)^[۲۶] در مطالعه‌ی خود بیان کرده‌اند که مدل‌های مبتنی بر توزیع و پایده‌ی (تأخر، فراوانی، و پول) موجود با محدودیت‌هایی از نظر مدیریت طیف گسترده‌ای از ویژگی‌های ورودی مواجه هستند. با وجود این، رویکردهای پیشرفته‌تر یادگیری عمیق می‌توانند پیچیدگی نامطلوبی را در زمینه‌های کاربردی ارزش طول عمر مشتری اضافه کنند. بنابراین، سیستمی که بتواند هم مؤثر و هم جامع و در عین حال ساده و قابل تفسیر باشد، برای تعیین ارزش طول عمر مشتری مناسب‌تر است. ایشان در مطالعه‌ی خود یک مدل رگرسیون انباشته مبتنی بر فرایادگیری را توسعه داده‌اند.

آبیدر^۶ و همکاران (۲۰۲۳)^[۲۷] در مطالعه‌ی خود به این نتیجه رسیده‌اند که در بازار بسیار رقابتی امروزی، تبلیغ‌کنندگان تلاش می‌کنند تا پیام‌های خود را برای افراد یا گروه‌های خاص تنظیم کنند و اغلب مهم‌ترین مشتریان خود را نادیده می‌گیرند و پیش‌بینی ارزش طول عمر مشتری در این مقطع برای کمک به شرکت‌ها برای اولویت‌بندی مؤثر تلاش‌هایشان بسیار مهم است. ایشان در مطالعه‌ی مذکور، یک روش جامع برای پیش‌بینی ارزش طول عمر مشتری و پیش‌بینی فعالانه‌ی تغییرات در تقسیم‌بندی مشتری ارائه کرده‌اند. اهمیت نوشتار اخیر در بخش‌بندی مشتریان و محاسبه‌ی ارزش طول عمر آن‌ها بوده است. داندیس و همکاران (۲۰۲۲)^[۲۸] در مطالعه‌ی خود به این نتیجه رسیده‌اند که اطمینان، برخورد ویژه، و اعتبار برند، تأثیر مثبت و معنی‌داری در رضایت و تعهد مشتری دارد و اعتبار برند به‌عنوان تأثیرگذارترین عامل منجر به رضایت و تعهد مشتری و درنهایت ارزش طول عمر مشتری ظاهر می‌شود. بخشی‌زاده و همکاران (۲۰۲۲)^[۲۹] در مطالعه‌ی خود به خوشه‌بندی مشتریان پرداخته و نتایج مطالعه‌شان نشان داده است که مشتریان در ۴ گروه مشتریان وفادار با ارزش بالا، مشتریان گم‌شده‌ی نامطمئن، مشتریان جدید نامطمئن، و مشتریان با هزینه‌ی مصرف بالا دسته‌بندی شده‌اند. مشتریان خوشه‌ی اول با بیشترین تعداد و بیشترین ارزش طول عمر با ارزش‌ترین مشتریان و مشتریان خوشه‌های چهارم، سوم، و دوم به ترتیب در رتبه‌های دوم، سوم، و چهارم قرار گرفته‌اند.^[۲۹]

دی مارکو^۷ و همکاران (۲۰۲۱)، پس از مقایسه‌ی دو الگوریتم یادگیری ماشین نشان داده‌اند که نقشه‌ی خودسازمانده‌ی، پایگاه مشتریان خردفروشی را بهتر طبقه‌بندی می‌کند. الگوریتم یادگیری ماشین با استفاده از مقادیر ارزش طول عمر مشتری و نمره‌های مدل RFM، سه خوشه را استخراج کرده است.^[۳۰] بائر

نسبت به روش‌های کلاسیک آماری در خوشه‌بندی، عدم محدودیت در تشخیص خوشه‌ها بر پایه‌ی روابط خطی است. از طرفی، تشکیل ماتریس‌های انتقال وضعیت مشتریان و استفاده از آن در برآورد درآمد موردانتظار از هر مشتری و از طرفی، سیاست‌گذاری در هزینه‌های تبلیغات و بازاریابی مشتریان بر پایه‌ی درآمد موردانتظار حاصل از ویژگی مارکوفی، رفتار مالی مشتریان از وجوه تمایز مطالعه‌ی حاضر نسبت به مطالعات پیشین است. بر این اساس، در مطالعه‌ی حاضر به این مسئله پاسخ داده شده است که خوشه‌بندی مشتریان در بانک دیجیتال پاسارگاد، به‌عنوان یکی از نهادهای مبتنی بر فناوری‌های مالی چگونه است و ارزش طول عمر مشتریان در هریک از خوشه‌ها و با توجه به احتمالات انتقال وضعیت آنان به خوشه‌های دیگر چقدر است؟

۲. چارچوب نظری و پیشینه‌ی پژوهش

بازاریابی بر ارتباط متقابل کلیه‌ی فرآیندها و فعالیت‌هایی که برای مشتریان ارزش ایجاد می‌کنند، از جمله مدیریت ارتباط با مشتری تأکید می‌کند.^[۱۲] در دو دهه‌ی گذشته، حوزه‌ی مدیریت ارتباط با مشتری به لطف فناوری‌های اطلاعات و ارتباطات (عمدتاً پایگاه داده و فناوری تحلیلی)، تحول قابل‌توجهی را پشت سر گذاشته است.^[۱۳] هدف فعالیت‌های مدیریت ارتباط با مشتری عمدتاً حفظ مشتریان فعلی، ایجاد یک رابطه‌ی بلندمدت، و به‌دست‌آوردن مشتریان جدید است.^[۱۴] در این فرآیند، ارزش طول عمر مشتری نقش مهمی ایفا می‌کند، زیرا شرکت‌ها را قادر می‌سازد تا مشتریان را بخش‌بندی کنند و کسانی را که بیشترین سود را برای شرکت به ارمغان می‌آورند، شناسایی کنند.^[۱۵] تحلیل ارزش طول عمر مشتری به‌طور هم‌زمان، انتخاب راهبردهای مناسب برای فعالیت‌های مدیریت ارتباط با مشتری شرکت را ممکن می‌سازد.^[۱۶]

تعاریف متفاوتی از ارزش طول عمر مشتری وجود دارد، اما یک تعریف عمومی پذیرفته‌شده، تعریف آن به صورت ارزش فعلی جریان‌های نقدی خالص آتی مرتبط با یک مشتری خاص است.^[۱۷] شرکت‌ها همچنین از شاخص‌های دیگری، مانند سودآوری مشتری استفاده می‌کنند. این دیدگاهی معاصر یا گذشته‌نگر در مقابل ارزش طول عمر مشتری است، که نگاهی به آینده ارائه می‌دهد. به همین دلیل، استفاده از ارزش طول عمر مشتری برای برنامه‌ریزی راهبردی و تاکتیکی بازاریابی مناسب‌تر است.^[۱۸]

رویکرد ارزش طول عمر مشتری، پلی بین معیارهای بازاریابی و مالی ایجاد می‌کند، به این معنی که فعالیت‌های بازاریابی همیشه با معیارهای مالی مرتبط هستند و فضایی را برای بهینه‌سازی درآمد و مدیریت مشتریان فراهم می‌کنند.^[۱۹] در کاربرد، ارزش طول عمر مشتری، تغییرات در رفتار مشتری (به عنوان مثال افزایش خرید) است، که می‌تواند در سودآوری آینده تأثیر بگذارد.^[۲۰] همه‌ی مؤلفه‌هایی که برای مدل‌های مناسب ارزش طول عمر مشتری با داده‌های موجود استفاده می‌شوند، تأثیر مستقیم و غیرمستقیم در ارزش طول عمر مشتری دارند. این در حالی است که کاربردهای اصلی ارزش طول عمر مشتری در زمینه‌ی کسب و کار، مصرف‌کننده را هدف قرار می‌دهد؛ در حالی که برنامه‌های کاربردی کسب و کار بر مدیریت دارایی مشتری متمرکز هستند.^[۲۱]

ارزش طول عمر مشتری با ارزش ویژه‌ی مشتری در ارتباط است، که عمدتاً برای محاسبه‌ی ارزش بلندمدت یک شرکت استفاده می‌شود. ارزش ویژه‌ی مشتری

^۵ Gadgil

^۶ Abidar

^۷ De Marco

^۲ Donkers

^۳ Batislam

^۴ Dandis

عمر مشتری است و اندازه‌گیری میزان ارزش مشتری برای سازمان‌ها، نه فقط براساس خرید، بلکه براساس روابط کلی بوده و در بیشتر مطالعات به آن‌ها توجه شده است.

روش اصلی استفاده‌شده در غالب پژوهش‌ها، استفاده از زنجیره‌ی مارکوف است.^[۲۶] مزیت استفاده از زنجیره‌ی مارکوف، قابلیت در نظر گرفتن مشتریانی است که بین شرکت و رقبای آن جابجا می‌شوند. بنابراین، می‌توان مدیریت ارتباط با مشتری را با روشی احتمالی توصیف کرد.^[۱۱] مدل‌های زنجیره‌ی مارکوف پیشنهادی در مطالعات پیشین، ماتریس احتمال انتقال وضعیت را با استفاده از کل داده‌های بازه‌ی زمانی مورد بررسی تخمین زده‌اند؛ که با این روش، احتمال تغییر رفتار مشتری نادیده گرفته شده‌اند و ممکن است در مقاطع زمانی کوچک‌تر رخ داده باشند. در تمام مدل‌های ارائه‌شده در مطالعات پیشین، محاسبه‌ی ارزش طول عمر مشتری با استفاده از مدل‌سازی زنجیره‌ی مارکوف، ماتریس احتمال انتقال به صورت ماتریسی با درایه‌های ثابت تخمین زده شده است.^[۲۷] در حالی که در دنیای واقعی این فرض می‌تواند خلاف واقعیت باشد و ممکن است احتمال تغییر رفتار مشتری از یک وضعیت خاص به یک وضعیت معین دیگر با توجه به تغییر سیاست‌های بازاریابی، تغییر عوامل اقتصادی، افزایش اعتماد و وفاداری مشتریان به برند، و ... در طول بازه‌ی زمانی مورد بررسی ثابت نباشد و به صورت پویا تغییر کند. از آنجایی که تخمین درست مقادیر احتمال‌های گذار، اثر مستقیمی در تخمین درست ارزش طول عمر مشتریان و به تبع آن تخصیص درست هزینه‌های بازاریابی مربوط به جذب و حفظ مشتریان دارد، می‌توان ارزش طول عمر مشتریان را با در نظر گرفتن متغیر بودن احتمال‌های انتقال از یک وضعیت به وضعیت دیگر در طول زمان با دقت بیشتری محاسبه کرد. لذا، در مطالعه‌ی حاضر با خوشه‌بندی پویای مشتریان به منظور ایجاد کنترل نسبی بر روی رفتار پویای مالی آن‌ها، ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت مشتریان به صورت پویا در مقاطع زمانی هفتگی برآورد شده است. همچنین، درآمد مورد انتظار از هر یک از مشتریان براساس احتمال‌های انتقال وضعیت آن‌ها از یک خوشه به خوشه‌ی دیگر محاسبه شده و مبنای محاسبه ارزش طول عمر مشتریان قرار گرفته است. بنابراین، مطالعه‌ی حاضر، با رویکردی متفاوت به محاسبه‌ی ارزش طول عمر مشتریان، نسبت به مطالعات پیشین دانش‌افزایی دارد.

۳. روش پژوهش

مطالعه‌ی حاضر، از نظر شیوه و روش، مبتنی بر مدل‌سازی ریاضی برای طراحی مدل خوشه‌بندی با شبکه‌ی عصبی خودسازمانده و مدل‌سازی زنجیره‌ی مارکوف در تحلیل وضعیت مشتریان است. از نظر افق زمانی، تک‌مقطعی بوده و در یک بازه‌ی زمانی خاص بررسی شده است. نوع پژوهش حاضر، از لحاظ ابزار جمع‌آوری اطلاعات، توصیفی و از نظر هدف، کاربردی بوده است. جامعه‌ی آماری پژوهش حاضر، شامل کلیه‌ی مشتریان بانک دیجیتال پاسارگاد در سال‌های ۱۳۹۹ تا ۱۴۰۱ بوده است، که اطلاعات مرتبط با تراکنش‌های آنان شامل: تازگی تراکنش، تعداد تراکنش‌ها، و حجم تراکنش‌ها در پایگاه داده‌های شرکت داتیس آراین قشم موجود است. تعداد مشتریانی که اطلاعات مورد نیاز برای آن‌ها در دسترس بوده و ثبت شده است، مساوی ۲۳۵۳۴۱۹ نفر بوده است. با توجه به حجم بزرگ، اما محدود جامعه‌ی آماری، جهت تعیین حجم نمونه از رابطه‌ی نمونه‌گیری کوکران

و جاناج^۸ (۲۰۲۱)، در مطالعه‌ی خود یک روش جدید برای پیش‌بینی ارزش طول عمر مشتریان براساس ترکیبی از چند شیوه‌ی یادگیری ماشین ارائه کرده‌اند، که شامل یک رویکرد یادگیری عمیق مبتنی بر شبکه‌های عصبی تکراری دنباله به دنباله‌ی رمزگذار- رمزگشا^۹ با پیچیدگی‌های زمانی تقویت‌شده^{۱۰} است. نتایج مدل نشان داده است که مدل مبتنی بر توالی منجر به نتایج مطلوبی می‌شود و ترکیب آن با مدل ماشین‌های تقویت گرادیان^{۱۱} دقت را بیشتر می‌کند.^[۳۱] کارنیرو و میگوئیس^{۱۲} (۲۰۲۱)، در مطالعه‌ی خود با استفاده از RFM وزنی (تأخر، فراوانی، و پول) و استفاده از روش‌های داده‌کاوی و فرآیند تحلیل سلسله مراتبی، به طبقه‌بندی مشتریان براساس ارزش طول عمر آن‌ها پرداخته و هر بخش از مشتریان را با مجموعه‌ای از الگوهای خرید توصیف کرده‌اند.

در میان مطالعات انجام‌شده در داخل کشور نیز حسینی روش و مقدم (۲۰۲۳) نشان داده‌اند که کیفیت خدمات ارائه‌شده در ارزش طول عمر مشتری تأثیر مثبت و معناداری دارد و بین ارزش طول عمر مشتری و درجه‌بندی تحویل‌دهندگان خدمت/ کالا تفاوت معناداری وجود دارد و کیفیت خدمات ارائه‌شده و درجه‌بندی تحویل‌دهندگان خدمت/ کالا، تأثیر معناداری در طول عمر مشتری دارد.^[۳۳] رجبی اصلی و همکاران (۲۰۲۳)، نشان داده‌اند که وجود زیرساخت ورزشی، حمایت مالی باشگاه‌ها، رفاه عمومی جامعه، اثربخشی خدمات ورزشی، مدیریت ورزشی هوشمند، و مهارت مربی، تأثیر بالایی در افزایش ارزش طول عمر مشتری در مجموعه‌های ورزشی دارد.^[۳۴] ایشان دریافته‌اند که پیش‌رسان‌های ارزش طول عمر مشتری به عوامل نه‌گانه (سخت‌افزاری، نرم‌افزاری، مالی، راهبردی، اجتماعی، انگیزشی، رفتاری، فرآیندی، و اجرایی) بستگی دارد.^[۳۵] صفا بخش و آسایش (۲۰۲۳)، به بخش‌بندی مشتریان بانکی براساس ارزش طول عمر مشتری و توانایی سوددهی آنان براساس مؤلفه‌هایی، مانند: نرخ ماندگاری، نرخ ریزش، تورم، و میانگین موجودی پرداخته و مشتریان را در ۶ دسته با عناوین مشتریان طلایی، مشتریان با سودآوری مناسب، مشتریان با سودآوری متوسط، مشتریان با سودآوری کمابیش متوسط، مشتریان با ارزش پایین و کم‌ارزش‌ترین مشتریان تقسیم کرده‌اند.^[۳۶] نتایج مطالعه‌ی قدیم‌محسنی و همکاران (۲۰۲۳)، نیز با برآورد تابع سود مشتریان بانک با استفاده از ارزش طول عمر مشتری دلالت بر اهمیت بخش‌بندی مشتریان در محاسبه‌ی ارزش طول عمر داشته است.^[۳۷] نبی‌زاده و روحانی (۲۰۲۰)، در مطالعه‌ای یک مدل خوشه‌بندی و پیش‌بینی ارزش طول عمر مشتری ارائه کرده‌اند؛ که در آن، ابتدا اعضا توسط مدل RFM و الگوریتم k- میانگین به ۷ طبقه دسته‌بندی و سپس هر طبقه توسط روش محاسبه‌ی ارزش طول عمر مشتریان رتبه‌بندی شده است. در ادامه، توسط الگوریتم‌های رگرسیون لجستیک، درخت تصمیم، و شبکه‌های عصبی، الگوهای پنهان بین داده‌ها و بخش‌های مختلف مشتریان کشف شده و پژوهش مذکور، رفتار مشتریان در هر یک از خوشه‌ها، و همچنین مدل رفتار آتی آنان نشان داده شده است.^[۳۸] اسفیدانی و توپا اسفندیاری (۲۰۱۹)، در مطالعه‌ای به ارائه‌ی مدل شناخت ارزش طول عمر مشتریان پرداخته و دریافته‌اند که تعهد عاطفی، تعهد حسابگرانه، وفاداری رفتاری، و هزینه‌های تعویض در ارزش طول عمر مشتریان تأثیر مثبت و معناداری دارد.^[۳۹]

مطابق جدول ۱ و همان‌طور که در مطالعات پیشین مشهود است، یکی از مهم‌ترین رویکردها برای پیگیری بخشی از برنامه تجربه‌ی مشتری، ارزش طول

¹⁰ augmented temporal convolutions

¹¹ gradient boosting machines

¹² Carneiro & Miguéis

⁸ Bauer & Jannach

⁹ encoder-decoder sequence-to-sequence recurrent neural networks

جدول ۱. خلاصه‌ی مرور پیشینه‌ی پژوهش.

Researcher(s) (Year)	Objective	Approach
Dankers et al. [۲۳]	Customer Lifetime Value Calculation	Simple Linear Regression
Batsalam et al. [۲۴]	Customer Lifetime Value Calculation	Modified Geometric Beta Model
Dandis et al [۲۵]	Factors Affecting Customer Lifetime Value	Structural Equation Modeling
Gagil et al [۲۶]	Customer Lifetime Value Calculation	Ensemble Regression Based on Meta-Learning
Abider et al [۲۷]	Customer Lifetime Value Prediction	Qualitative
Dandis et al. [۲۸]	Factors Affecting Customer Lifetime Value	Structural Equation Modeling
Bakhshi Zadeh et al [۲۹]	Customer Clustering	K-Means Algorithm
Di Marco et al [۳۰]	Customer Clustering	Self-Organizing Map (SOM)
Bauer & Janach [۳۱]	Customer Lifetime Value Prediction	Artificial Neural Network
Karneiro & Migueis [۳۲]	Customer Classification Based on CLV	Weighted RFM, Data Mining, Hierarchical Analysis
Hosseini Ravesh & Moghaddam [۳۳]	Factors Affecting Customer Lifetime Value	Structural Equation Modeling
Rajabi Asli et al [۳۴]	Factors Affecting Customer Lifetime Value	Structural Equation Modeling
Safabakhs & Asayesh [۳۵]	Banking Customer Segmentation Based on CLV	Clustering
Ghadir Mohseni et al [۳۷]	Customer Lifetime Value	Customer Profit Function Estimation
Nabizadeh & Rouhani [۳۸]	Customer Lifetime Value Prediction	K-Means Algorithm, Logistic Regression, ANN
Esfidani & Topa Asfandiari [۳۹]	Understanding Customer Lifetime Value	Structural Equation Modeling
Present Study	Customer Lifetime Value Analysis	Artificial Neural Networks, SOM, Markov Chain

هر مشتری در طول هر یک از ۱۵۶ هفته‌ی مورد مطالعه ثبت و فاصله‌ی زمانی بین هر دو تراکنش متوالی در هر هفته (در واحد ۱ روز) محاسبه شده است. متوسط فاصله‌ی زمانی بین هر دو تراکنش متوالی در طول یک هفته، به عنوان شاخص تأخر برای آن مشتری در طول هفته‌ی مورد نظر در نظر گرفته شده است. مقادیر اعشاری برای متغیر R، نشان از تأخر کمتر از ۱ روز دارند.

– **شاخص تناوب (F):** تعداد تراکنش‌های مشتری در طول یک هفته است، که در دوره‌ی زمانی ۱۳۹۹ تا ۱۴۰۱ و برای تعداد ۱۵۶ هفته در ۳ سال ثبت شده است.

– **شاخص پولی (M):** مجموع گردش حساب مشتری در طول یک هفته است، که در دوره‌ی زمانی ۳ ساله‌ی ۱۳۹۹ تا ۱۴۰۱ با تواتر هفتگی ثبت شده است. این مقدار برابر با مجموع ارزش کل تراکنش‌های انجام شده توسط مشتری (واریز/ برداشت) در طول هر هفته بوده است. از آنجا که تعیین ارزش طول عمر مشتریان نیازمند معیارهای دیگری برای سنجش هزینه‌ی تبلیغات صرف شده برای هر مشتری و سودآوری حاصل از هر مشتری است، دو متغیر دیگر هم در پژوهش حاضر استفاده شده‌اند، که عبارت‌اند از:

– **هزینه‌ی تبلیغات (P):** برابر با مجموع هزینه‌های تبلیغاتی تحمیل شده به بانک برای هر مشتری در طول یک هفته است، که در دوره‌ی زمانی ۳ ساله‌ی ۱۳۹۹ تا ۱۴۰۱ با تواتر هفتگی ثبت شده است.

– **درآمد حاصل از تراکنش‌های مشتری (Rev):** برابر با مجموع درآمدهای حاصل از تراکنش‌های بانکی مشتری در طول یک هفته است، که در دوره‌ی زمانی ۳ ساله‌ی ۱۳۹۹ تا ۱۴۰۱ با تواتر هفتگی ثبت شده است.

برای جامعه با حجم مشخص استفاده شده است. در این رابطه، خطای برآورد برابر با ۰/۰۵ در نظر گرفته شده و سطح اطمینان برابر با ۹۵٪ لحاظ شده است. بنابراین، با جایگذاری مقادیر پارامترهای مذکور در رابطه‌ی نمونه‌گیری کوکران، حجم نمونه برابر با ۳۸۵ نفر به دست آمده است، که به منظور نمونه‌گیری از بین مشتریان، از روش نمونه‌گیری تصادفی ساده استفاده شده است. شایان ذکر است که تجزیه و تحلیل داده‌ها در نرم‌افزار آماری R ویرایش ۴.۱.۳ و با استفاده از کتابخانه‌ی SOM انجام شده است.

۱.۳. خوشه‌بندی مشتریان

در پژوهش حاضر از مدل RFM استفاده شده است. مدل RFM متداول‌ترین روش بخش‌بندی مشتریان است؛ که شامل سه متغیر: تأخر، تواتر، و حجم است. مدل RFM، یک مدل مبتنی بر رفتار است که برای تحلیل رفتار یک مشتری و سپس پیش‌بینی او براساس رفتار در بانک اطلاعات استفاده می‌شود. براساس مطالعات انجام شده، متغیرهای RFM در واقع مختص شرکت هستند و براساس طبیعت محصولات یا خدمات شرکت، اهمیت آن‌ها فرق می‌کند. در مدل مذکور، R معرف فاصله‌ی زمانی آخرین خرید مشتری تا زمان حال، F معرف تعداد خریدها در یک دوره‌ی زمانی مشخص، و M معرف مبلغ اسمی خریداری شده در دوره‌ی مورد نظر هستند. بنابراین، همسان‌سازی مفاهیم مدل RFM با داده‌ها و صنعت مورد مطالعه منجر به تعریف متغیرها به این شکل شده است:

– **شاخص تأخر (R):** متوسط تعداد روزهایی که بین هر دو تراکنش متوالی مشتری در طول یک هفته وجود دارد. این شاخص برای دوره‌ی ۳ ساله‌ی ۱۳۹۹ تا ۱۴۰۱ با تواتر هفتگی ثبت شده است. برای محاسبه‌ی متغیر R، تراکنش‌های

است. خروجی بخش اخیر، شامل یک ماتریس وضعیت است، که ۱۵۶ ستون و سطریهایی برابر با تعداد مشتریان دارد. ماتریس وضعیت با M نمادگذاری شده و مقدار درایه‌ی m_{ij} در ماتریس M ، نشانگر وضعیت مشتری i در یکی از خوشه‌ها در هفته‌ی j ام است. مقدار درایه‌های مذکور با یکی از مقادیر $\{0, 1, 2, \dots, N-1\}$ برابر است.

به‌منظور برآورد ماتریس پویای انتقال وضعیت، ابتدا مشتریان بر حسب میزان هزینه‌های تبلیغاتی‌شان به دو گروه: (۱) هزینه‌ی تبلیغات کم، و (۲) هزینه‌ی تبلیغات زیاد طبقه‌بندی می‌شوند. از آنجایی که هزینه‌های تبلیغاتی مشتریان در هر هفته می‌تواند متفاوت از سایر هفته‌ها باشد، متوسط هزینه‌های تبلیغاتی هر مشتری طی ۱۵۶ هفته‌ی مطالعه‌شده، برآورد و مشتریان بر حسب متوسط هزینه‌های تبلیغاتی آن‌ها به دو گروه مشتریان با هزینه‌های تبلیغاتی کم و زیاد طبقه‌بندی شده‌اند. برای تفکیک مشتریان به دو گروه اخیر از تحلیل خوشه‌ای استفاده شده است. بنابراین ماتریس M به‌دست‌آمده از وضعیت مشتریان در مرحله‌ی پیشین، به ۲ زیرماتریس با ۱۵۶ ستون و سطریهایی برابر با تعداد مشاهده‌های هر یک از گروه‌های تبلیغاتی تفکیک می‌شود، که آن‌ها با M_1 و M_2 درایه‌های آن‌ها با m_{ij}^1 و m_{ij}^2 و ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت آن‌ها با P_1 و P_2 نام‌گذاری شده است. سپس ماتریس احتمالات انتقال وضعیت مشتری برای هر یک از ماتریس‌های M_1 و M_2 به‌طور جداگانه و به این صورت برآورد شده است:

(۱) در هریک از ماتریس‌های وضعیت M_1 و M_2 با حرکت افقی بر روی ستون‌های ماتریس، تعداد مشتریانی که از وضعیت i (در ستون اول) به وضعیت j (در ستون بعدی) تغییر وضعیت داده‌اند، شمرده می‌شود و حاصل آن بر تعداد کل مشتریانی که در آن ماتریس و در وضعیت i قرار دارند، تقسیم می‌شود. حاصل این عبارت برابر با مقدار درایه‌ی p_{ij} در ماتریس احتمال انتقال وضعیت‌های P_1 و P_2 است.

(۲) در ستون اول، تعداد مشتریان هر یک از ماتریس‌های M_1 و M_2 ، که در هریک از وضعیت‌های i قرار دارند، شمرده می‌شوند و بر تعداد کل مشتریان آن ماتریس تقسیم می‌شوند. حاصل محاسبات اخیر، برآورد توزیع‌های اولیه‌ی وضعیت مشتریان در هر یک از ماتریس‌های M_1 و M_2 خواهد بود. بنابراین، حاصل خروجی‌های بخش کنونی، ۲ ماتریس احتمال انتقال وضعیت P_1 و P_2 و ۲ بردار وضعیت‌های اولیه‌ی $p^{(1)}$ و $p^{(2)}$ هستند، که هر یک از آن‌ها متناظر با یکی از وضعیت‌های هزینه‌های تبلیغاتی هستند. مجموع درایه‌های هر یک از سطرها‌ی ماتریس‌های ذکرشده مساوی ۱ خواهد بود. بنابراین مقادیر احتمال نگهداشت مشتریان در هر یک از وضعیت‌های تبلیغاتی، با استفاده از رابطه‌ی ۳ محاسبه می‌شود.

۳.۳. درآمدزایی موردانتظار مشتریان

در بخش حاضر، از مدل مارکوف در برآورد ارزش طول عمر مشتریان استفاده شده است. در این حالت، اگر c_{ij} معرف مقدار درآمد حاصل از مشتری j ام باشد، که در وضعیت i عاید شرکت می‌کند، آنگاه درآمد موردانتظار مشتری j ام مطابق رابطه‌ی ۴ محاسبه می‌شود:

$$E. Rev_j = \sum_{i=1}^{N-1} c_{ij} p_i \quad (4)$$

در تحلیل کنونی، ویژگی‌های RFM به‌عنوان ویژگی‌های اصلی مشاهده‌ها به‌منظور خوشه‌بندی مشتریان در نظر گرفته شده‌اند. تحلیل حاضر برای هر هفته به‌طور جداگانه انجام و وضعیت تعلق هر مشتری به هر خوشه تعیین شده است. بنابراین اگر فرض شود که $(X_{Ri}^j, X_{Pi}^j, X_{Mi}^j)$ معرف بردار مقادیر RFM برای مشتری i ام در هفته‌ی j ام باشد، آنگاه پس از انجام تحلیل به تعداد هفته‌های مطالعه‌شده (۱۵۶ هفته)، تعداد ۱۵۶ وضعیت متفاوت برای تعلق مشتری i ام به یکی از خوشه‌ها ثبت شده است. بنابراین خروجی حاصل از تحلیل کنونی، شامل یک ماتریس انتقال وضعیت مشتریان از خوشه‌ای به خوشه‌ی دیگر طی ۱۵۶ هفته متوالی بوده است.

۲.۳. تشکیل زنجیره‌ی مارکوف خوشه‌ها برای مشتریان

پس از دسته‌بندی مشتریان، به ارائه‌ی مدلی جهت پیش‌بینی وضعیت آتی آنان با کمک زنجیره‌های مارکوف پرداخته شده است. طبق مدل‌های زنجیره‌ی مارکوف برای رفتار مشتری، مشتری شرکت را می‌توان در یکی از N حالت ممکن خوشه‌بندی کرد، که با مجموعه‌ی $\{0, 1, 2, \dots, N-1\}$ نشان داده می‌شود.

به‌عنوان مثال، مشتریان را می‌توان به ۴ گروه طبقه‌بندی کرد: مشتری با ارزش کم (حالت ۱)، مشتری با ارزش متوسط (حالت ۲)، مشتری با ارزش زیاد (حالت ۳)، و مشتری با ارزش خیلی زیاد (حالت ۴). یک مدل زنجیره‌ای مارکوف با N حالت مختلف، با ماتریس احتمال انتقال وضعیت آن با ابعاد $N \times N$ و نماد P مشخص می‌شود. هر درایه‌ی ماتریس اخیر با نماد p_{ij} شناخته می‌شود و این مقدار برابر با احتمال انتقال وضعیت مشتری از وضعیت i (خوشه) به وضعیت j (خوشه) است. بنابراین احتمال باقی‌ماندن مشتری در وضعیت i برابر با مقدار روی قطر اصلی ماتریس احتمال انتقال وضعیت و برابر با p_{ii} است.

اگر فرض شود زنجیره‌ی مارکوف غیرقابل کاهشی باشد (حالت‌ها یا وضعیت‌های آن قابل حذف نباشند)، آنگاه توزیع مانای p وجود دارد، که نشانگر احتمال قرارگیری هر مشتری در هر یک از وضعیت‌های N -گانه در زمان شروع فرایند است (رابطه‌ی ۱):

$$p = (p_0, p_1, \dots, p_{N-1})^T; \quad \sum_{i=0}^{N-1} p_i = 1, \quad p_i \geq 0 \quad (1)$$

که در آن، p_i معرف قرارگیری هر یک از مشتریان در وضعیت i ام زنجیره‌ی مارکوف در زمان شروع فرایند و T نماد ترانهاده‌ی بردار است. بنا به فرض مانایی توزیع، رابطه‌ی ۲ برقرار است:

$$p = Pp \quad (2)$$

بنابراین، احتمال باقی‌ماندن مشتری در وضعیتی غیر از صفر (احتمال نگهداشت مشتری) با استفاده از توزیع مانای p ، مطابق رابطه‌ی ۳ محاسبه می‌شود:

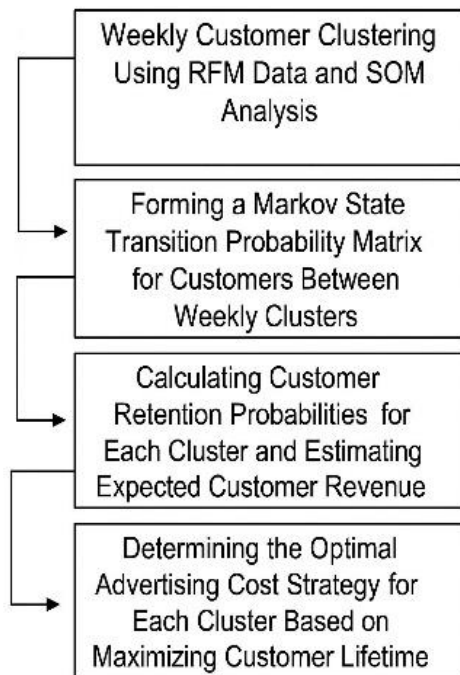
$$\sum_{i=1}^{N-1} \left(\frac{p_i}{\sum_{j=1}^{N-1} p_j} \right) (1 - p_{ii}) = 1 - p_{ii} \quad (3)$$

$$1 - \frac{1}{1 - p_{ii}} \sum_{i=1}^{N-1} p_i p_{ii} = 1 - \frac{p_{ii} (1 - p_{ii})}{1 - p_{ii}}$$

در این گام، وضعیت قرارگیری مشتریان در هریک از خوشه‌ها، تعیین‌کننده‌ی یک زنجیره‌ی مارکوف است. بنابراین زنجیره‌ی مارکوف متشکل از خوشه‌های مشتریان، شامل N وضعیت (خوشه) و طول ۱۵۶ مشاهده برای هر مشتری

جدول ۲. توصیف متغیرها.

Variable	Symbol	Std. Deviation	Minimum	Maximum	Median	Mean
Lag Index	R	0.81934	0.15	3	1.5827	1.5778
Frequency Index	F	7.498	4	29	17	16.55
Monetary Index	M	192,403,725.3	2,122,996	868,913,107	820,380,134.8*	251,955,046.9
Advertising Cost	P	625,974.43	40,065	2,899,302	754,240.8	908,229.6
Revenue from Transactions	Rev	427,840.236	3,168	2,550,608	380,183.7	503,503.6



شکل ۱. نمودار روند تحلیل داده‌ها و بهینه‌یابی راهبرد تبلیغات.

و در مجموع برای ۱۵۶ هفته جمع‌آوری شده و مبنای تحلیل قرار گرفته است. بنابراین، ۶۰۰۶۰ ردیف مشاهده مربوط به تعداد ۳۸۵ مشتری در تحلیل‌های آماری پژوهش استفاده شده‌اند. در جدول ۲، شاخص‌های توصیفی هر یک از متغیرهای مطالعه‌شده در تحلیل رفتار مشتریان ارائه شده است. با توجه به شاخص‌های ارائه‌شده در جدول ۲ مشاهده می‌شود که شاخص تأخر (R)، که بیان‌کننده‌ی میانگین تعداد روزهای سپری‌شده بین دو تراکنش متوالی مشتری در هر هفته است، به‌طورمیانگین برابر با ۱/۵۷۷۸ روز برآورد شده است. شاخص تناوب (F)، که تبیین‌کننده‌ی تعداد تراکنش‌های هر مشتری در طول یک هفته است، به‌طورمیانگین مساوی ۱۶/۵۵ به‌دست آمده است، که نشانگر متوسط تعداد تراکنش‌های مشتریان جامعه‌ی آماری هدف در طول هر هفته است. شاخص پولی (M)، به‌عنوان مجموع گردش حساب مشتری در طول یک هفته با مقدار متوسط ۲۵۱۹۵۵۰۴۶/۹۰ ریال نشان می‌دهد که هر مشتری به‌طورمتوسط در طول یک هفته از کل ۱۵۶ هفته‌ی مطالعه‌شده، گردش حسابی برابر با مقدار مذکور داشته است. هزینه‌ی تبلیغات نیز نشانگر مجموع هزینه‌های تبلیغاتی تحمیل‌شده به بانک برای هر مشتری در طول یک هفته است، که به‌طورمیانگین برابر با ۹۰۸۲۲۹/۶۰ ریال برآورد شده است. همچنین درآمد حاصل از تراکنش‌های مشتریان نیز در طول یک هفته به‌طور متوسط مساوی ۵۰۳۵۰۳/۶۱ بوده است.

احتمال نگهداشت رابطه‌ی ۳ و درآمد موردانتظار رابطه‌ی ۴ با این فرض محاسبه می‌شود که شرکت در طول دوره، هیچ تبلیغاتی انجام نمی‌دهد. ماتریس احتمال انتقال وضعیت P در صورت تبلیغات توسط شرکت، می‌تواند به‌طور قابل توجهی متفاوت باشد. بنابراین، تحت رابطه‌ی ۴، می‌توان ارزش طول عمر هر مشتری را در هر یک از خوشه‌های شناسایی‌شده از تحلیل SOM و تحت شرایط زمان-متغیر حاصل از زنجیره‌ی مارکوف محاسبه کرد.

۴.۳. ارزش طول عمر مشتریان مبتنی بر خوشه‌های SOM و احتمالات انتقال وضعیت

برای محاسبه‌ی ارزش طول عمر مشتریان در هر یک از خوشه‌ها و با توجه به احتمالات انتقال وضعیت مشتری از خوشه‌ای به خوشه‌ی دیگر، به پیشینه‌سازی درآمد موردانتظار از هر مشتری تحت شرایط احتمالات انتقال وضعیت مشتری و در افق زمانی نامتناهی پرداخته شده است. علت استفاده از افق زمانی نامتناهی، حصول شرایط ایده‌آل، یعنی حفظ مشتری به‌صورت مادام‌العمر است. بنابراین مدل برنامه‌ریزی پویای تصادفی در افق نامتناهی به صورت رابطه‌ی ۵ تبیین می‌شود:

$$v_i = \max \{ E.Rev_i^{(v)} - d_v + \alpha \sum_{j=1}^{N-1} p_{ij}^{(v)} v_j \}, \quad (5)$$

که در آن، v_i ارزش طول عمر مشتریان در وضعیت (خوشه) i و $E.Rev_i^{(k)}$ درآمد موردانتظار از مشتریان در وضعیت (خوشه) i است، که تحت یکی از راهبردهای تبلیغاتی k ($k = 1, 2$) قرار دارد. همچنین، d_k میزان هزینه‌ی انجام‌شده برای تبلیغات در گروه تبلیغاتی k ($k = 1, 2$) و $p_{ij}^{(k)}$ احتمال انتقال وضعیت مشتری از حالت i به حالت j در صورتی است که مشتری تحت راهبرد تبلیغاتی k قرار داشته باشد. α نیز نرخ تنزیل درآمد موردانتظار از مشتریان است، که در پژوهش حاضر بر پایه‌ی رابطه‌ی $\alpha = e^{-at}$ با افق زمانی ۱۰ ساله ($t=10$) و نرخ بازدهی ۱۸٪ سالیانه ($\alpha = 0.18$) برابر با ۰/۱۶۵۳ بوده است. خروجی تحلیل انجام‌شده، برآورد ارزش طول عمر مشتریان در هر یک از گروه‌های تبلیغاتی و با اتکا به ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت آن‌هاست. در شکل ۱، نمودار مراحل انجام تحلیل و پاسخ به مسئله‌ی پژوهش بر پایه‌ی توضیحات مذکور مشاهده می‌شود.

۴. یافته‌ها

در بخش حاضر، اطلاعات مربوط به هر یک از متغیرهای پژوهش با تواتر هفتگی

۱.۴. خوشه‌بندی SOM مشتریان

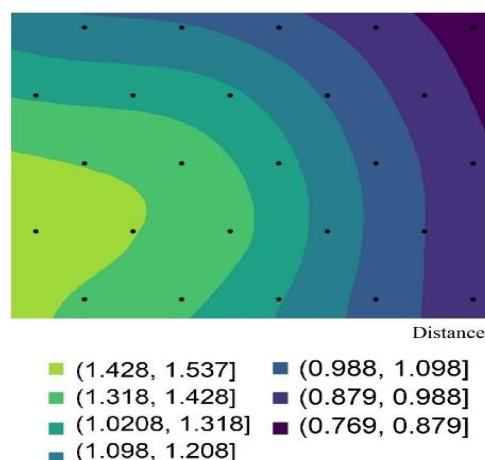
در تحلیل حاضر، مشتریان در هر هفته با توجه به وضعیت توأم شاخص‌های سه‌گانه‌ی RFM، به ۴ خوشه (آبرکلاس^{۱۳}) دسته‌بندی شده‌اند. برای این منظور، ابتدا ۲۵ نگاشت اولیه (سلول) از مشتریان ایجاد و سپس به ۴ آبرکلاس یا خوشه‌ی کلی‌تر تقسیم شده‌اند. در شکل ۲، نمودار نقشه‌ی حرارتی^{۱۴} یکی از ۱۵۶ تحلیل انجام‌شده برای نگاشت‌های اولیه در ۷ خوشه‌ی میانی، به‌همراه بازه‌های تشخیصی نگاشت‌ها از یکدیگر مشاهده می‌شود.

مطابق شکل ۲ مشاهده می‌شود که ابتدا ۲۵ بردار گره از کل مشاهده‌های RFM در یک هفته تشکیل شده‌اند. سپس بردارهای گره‌ی مذکور در ۷ لایه براساس کمینه‌ی فاصله‌ی مشاهده‌ها از مرکز دسته (گره) تفکیک شده‌اند. مقادیر سمت راست نمودار، نشانگر نقاط مرزی تفکیک لایه‌ها از یکدیگر است. در واقع، مجسم‌سازی SOM بر پایه‌ی گره‌های اخیر انجام می‌شود و هر بردار گره، این ویژگی‌ها را دارد:

- ✓ یک موقعیت ثابت در شبکه‌ی SOM دارد.
- ✓ هر گره، شامل اطلاعات مربوط به تمامی متغیرهاست.
- ✓ هر بردار گره، شامل اطلاعات مربوط به چند مشاهده است. مشاهده‌هایی که از نظر RFM، کمترین فاصله‌ی اقلیدسی را با مرکز گره دارند، در آن بردار گره دسته‌بندی می‌شوند. بنابراین، یک گره می‌تواند چند نمونه‌ی ورودی را نشان دهد.

ویژگی اصلی SOM این است که ویژگی‌های توپولوژیکی داده‌های ورودی اصلی روی نقشه حفظ می‌شوند. این بدان معناست که مشاهده‌های مشابه (بر حسب متغیرهای ورودی) در شبکه‌ی SOM نزدیک به هم قرار می‌گیرند. به‌عنوان مثال، تمام مشتریانی که شاخص تأخیر در حدود ۰/۵، شاخص تناوبی در حدود ۱۰، و شاخص پولی در حدود ۱۰۰۰۰۰۰۰ ریال داشته باشند، در همان ناحیه از شبکه نگاشت می‌شوند. افرادی با شاخص‌های RFM بسیار متفاوت‌تر، در نقاط دیگری از نقشه دسته‌بندی می‌شوند.

پس از تشکیل بردار گره‌ها، تعداد کل گره‌ها به ۴ خوشه‌ی اصلی یا سوپرکلاس طبقه‌بندی شده‌اند. تعداد آبرکلاس‌ها براساس روش SSE و کمینه‌سازی



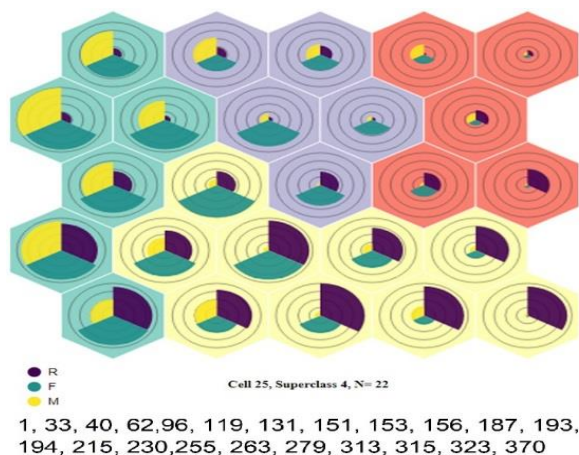
شکل ۲. نمودار نقشه‌ی حرارتی نگاشت‌های ۲۵ گانه حاصل از تحلیل SOM بر روی مقادیر RFM مشتریان در یک هفته.

مجموع فواصل گره‌ها از مراکز دسته تعیین شده است. در شکل ۳، نمودار تفکیک بردار گره‌های ۲۵ گانه در ۴ آبرکلاس کلی‌تر در همان هفته‌ای مشاهده می‌شود که نقشه‌ی حرارتی آن ارائه شده است.

مطابق شکل ۳ مشاهده می‌شود که ۲۵ بردار گره‌ی اولیه، به ۴ آبرکلاس کلی‌تر تفکیک شده‌اند، که هر آبرکلاس با یک رنگ متفاوت در نمودار مشخص شده است. هر بردار گره، همان‌طور که پیشتر نیز اشاره شده است، براساس وضعیت کلی هر سه متغیر ورودی RFM تشکیل شده است، که در شکل مذکور، شدت مقادیر هر یک از متغیرهای مذکور در هر بردار گره با استفاده از نمودار دایره‌ای مشخص شده است. به عنوان مثال، سوپرکلاس اول با رنگ قرمز، نشانگر بردارهای گره‌ی حاصل از مشاهده‌ای است که مقادیر RFM آن‌ها کوچک است. آبرکلاس دوم با رنگ بنفش، نشانگر بردارهای گره‌ی حاصل از مشاهده‌هایی است که تناوب تراکنش (F) آن‌ها بزرگ است. آبرکلاس سوم نیز با رنگ سبز، نشانگر بردارهای گره‌ی حاصل از مشاهده‌هایی است که مقادیر دو متغیر F و M در آن‌ها بزرگ بوده است. در حالی که سوپرکلاس چهارم با رنگ زرد، نشانگر بردارهای گره‌ی حاصل از مشاهده‌هایی است که مقادیر تأخر (R) در آن‌ها بزرگ بوده است.

با توجه به نتایج گرافیکی تحلیل اخیر، مشاهده می‌شود که برای هر یک از مشتریان در هر هفته، یک وضعیت قابل تشخیص است که نشانگر وضعیت قرارگیری مشتری در یکی از خوشه‌های ۴ گانه‌ی تحلیل SOM است. بنابراین، با انجام این تحلیل بر روی تمامی ۱۵۶ هفته‌ی مورد مطالعه، برای هر مشتری یک زنجیره‌ی مارکوف با ۱۵۶ عنصر تشکیل می‌شود، که نشانگر وضعیت‌های متوالی مشتریان از منظر خوشه‌های RFM است. در جدول ۳، نتایج ارزیابی معیارهای کیفی تحلیل SOM برای ۱۵۶ هفته ارائه شده است.

در جدول ۲، «کوانتیزاسیون» را می‌توان خطای ناشی از گرد کردن اعداد دانست، که در دقت محاسبات تأثیرگذار است. مقدار متوسط خطای کوانتیزاسیون^{۱۵} در تحلیل‌های انجام‌شده مساوی ۰/۲۴۰۱۶۲ به‌دست آمده است، که با توجه به مقیاس متغیرهای پژوهش، مقدار قابل قبولی به‌نظر می‌رسد. همچنین در تحلیل‌های SOM انجام‌شده به‌طور متوسط می‌توان ۹۱/۹۷٪ از تغییرات موجود در داده‌ها را کنترل و تبیین کرد.



شکل ۳. نمودار نقشه‌ی SOM آبرکلاس‌های مشتریان در طول یک هفته.

¹⁵ Quantization error
۶۵

¹³ Super Class

¹⁴ Heat map

جدول ۳. معیارهای کیفی تشکیل آبرکلاس‌ها در تحلیل SOM برای ۱۵۶ هفته.

Quality Performance Indicator	Minimum	Maximum	Average
Quantization Error	0.218755	0.263433	0.240162
Percentage of Explained Variance	91.2	92.69	91.973397
Topographic Error	0.116883	0.309091	0.205877
Casky-Lag Error	1.579139	2.116103	1.801255

جدول ۴. عملکرد روش خوشه‌بندی SOM در مقایسه با روش‌های سنتی.

Clustering Method	Number of Proposed Clusters	Percentage of Explained Variance
SOM	4	91.973397
K-Means	6	84.32216
Density-Based	3	87.151097
Distribution-Based	4	86.690851

جدول ۵. ماتریس احتمال انتقال وضعیت مشتریان در آبرکلاس‌ها.

Base State	Cluster 4	Cluster 3	Cluster 2	Cluster 1
Cluster 1	0.2276973	0.2499102	0.2434439	0.2789486
Cluster 2	0.2227514	0.2430747	0.2536052	0.2805688
Cluster 3	0.2162457	0.2476340	0.2506298	0.2854906
Cluster 4	0.2293489	0.2363759	0.2599985	0.2742767

در حالی که روش مبتنی بر چگالی، مناطق تمرکز مشاهده‌ها را شناسایی و مشاهده‌های دورافتاده را از تحلیل حذف می‌کند. در روش مبتنی بر توزیع نیز با فرض گاوسی بودن توزیع مشاهده‌ها در هر خوشه، اقدام به خوشه‌بندی مشاهده‌ها می‌شود، که یک فرض سخت بر روی داده‌های طبیعی است. بنابراین، عملکرد بهتر روش شبکه‌ی عصبی خودسازمانده (SOM) نسبت به روش‌های مذکور، دور از انتظار نبوده است.

۲.۴. ماتریس احتمال انتقال وضعیت مشتریان

پس از طبقه‌بندی مشتریان در آبرکلاس‌های تحلیل SOM طی ۱۵۶ هفته، برای هر مشتری یک زنجیره‌ی مارکوف با ۱۵۶ عضو ایجاد شده است، که هر عضو از زنجیره‌ی مارکوف، نشانگر وضعیت تعلق مشتری به یکی از خوشه‌های ۴ گانه در آن هفته است. بنابراین ماتریس احتمال انتقال وضعیت هر مشتری از یک خوشه به خوشه‌ی دیگر بر پایه‌ی تغییر وضعیت‌های i به j نسبت به کل وضعیت‌های i محاسبه شده است ($i = 1, 2, 3, 4$ و $j = 1, 2, 3, 4$). از آنجا که امکان گزارش نتایج اخیر برای هر مشتری وجود نداشته است، نتایج حاصل از ماتریس احتمال انتقال وضعیت تمامی مشتریان در جدول ۵ ارائه شده است.

مطابق با نتایج جدول ۵ مشاهده می‌شود که احتمال انتقال‌های وضعیت مشتریان از یک خوشه به خوشه‌ای دیگر تقریباً یکنواخت توزیع شده است. به‌طور کلی، مشتریانی که در یک هفته در خوشه‌ی ۱ قرار داشته‌اند، با بیشترین احتمال، در همان خوشه باقی مانده‌اند. مشتریانی که در یک هفته در خوشه‌ی ۲ قرار داشته‌اند، در هفته‌ی بعد با بیشترین احتمال، از خوشه‌ی ۲ به خوشه‌ی ۱ تغییر وضعیت داده‌اند. مشتریانی که در خوشه‌های ۳ و ۴ قرار داشته‌اند نیز در هفته‌ی بعد، با بیشترین احتمال به خوشه‌ی ۱ تغییر وضعیت داده‌اند. نتایج اخیر نشان می‌دهد که یک گرایش کلی در مشتریان از منظر متغیرهای RFM

به بیان دیگر، تفکیک مشاهده‌ها به بردار گره‌ها و سپس آبرکلاس‌ها فقط منجر به از دست‌رفتن کمتر از ۹٪ از کل اطلاعات موجود در داده‌ها شده است. خطای توپوگرافی^{۱۶} نیز نشانگر میزان خطای پیوستگی در نمودارهای حاصل از تحلیل است، که به‌طور متوسط برابر با ۰/۲۰۵۸۷۷ به‌دست آمده و این مقدار نیز با توجه به مقیاس بزرگ متغیرهای پژوهش قابل اغماض بوده است. خطای کاسکی-لاگز^{۱۷} (۱۹۹۶)، جنبه‌های کوانتیزاسیون و خطای توپوگرافی را ترکیب می‌کند. این معیار، مجموع میانگین‌های فاصله بین نقاط با بهترین نمونه‌های مشابه آن‌ها و میانگین فاصله بین نقاط با دومین نمونه‌ی شبیه با آن‌هاست. در واقع، خطای کاسکی-لاگز، معیاری برای سنجش عدم تشابه بین دو SOM است و این مقدار، کمترین مقدار خطای ممکن برای تشکیل آبرکلاس‌ها از بردارهای گره است. در واقع، تشکیل آبرکلاس‌ها از بردارهای گره بر پایه‌ی کمینه‌سازی خطاهای کوانتیزاسیون، توپوگرافی، و کاسکی-لاگز و بیشینه‌سازی درصد واریانس تبیین‌شده^{۱۸} انجام می‌شود. به‌منظور ارزیابی عملکرد روش خوشه‌بندی SOM مشتریان، از ۳ روش خوشه‌بندی مبتنی بر چگالی، خوشه‌بندی مبتنی بر توزیع، و خوشه‌بندی K- میانگین استفاده شده است، که نتایج عملکرد هر یک از روش‌های مذکور نسبت به میزان تبیین تغییرات در داده‌ها در جدول ۴ ارائه شده است.

مطابق با نتایج جدول ۴ مشاهده می‌شود که روش شبکه‌ی عصبی خودسازمانده (SOM)، عملکرد بهتری در تبیین تغییرات موجود در خوشه‌ها داشته است. الگوریتم K- میانگین به‌عنوان متداول‌ترین و البته ساده‌ترین روش خوشه‌بندی توانسته است تقریباً ۸۴٪ از تغییرات موجود در خوشه‌ها را تبیین کند، در حالی که روش‌های خوشه‌بندی مبتنی بر چگالی و مبتنی بر توزیع به ترتیب ۸۷ و ۸۶ درصد از تغییرات موجود بین خوشه‌ها را تبیین کرده‌اند. در الگوریتم K- میانگین، از معیار فاصله‌ی خطی بین مشاهده‌ها در هر خوشه استفاده می‌شود،

¹⁸ explained variance

¹⁶ Topographic error

¹⁷ Kaski-Lagus error

محاسبه‌ی احتمالات نگهداشت مشتریان و همچنین درآمد موردانتظار مشتریان در گروه‌های تبلیغاتی مختلف، بر پایه‌ی احتمالات انتقال وضعیت، مشتریان به دو گروه براساس هزینه‌های تبلیغاتی انجام‌شده برای آن‌ها دسته‌بندی شده‌اند. برای این منظور، از تحلیل خوشه‌ای مشتریان استفاده شده است. ابتدا متوسط هزینه‌های تبلیغاتی انجام‌شده برای هر مشتری طی ۱۵۶ هفته محاسبه و سپس بر پایه‌ی متوسط هزینه‌های تبلیغاتی، مشتریان به دو گروه از مشتریان با هزینه‌ی تبلیغاتی بالا و پایین طبقه‌بندی شده‌اند. در جدول ۷، نتایج حاصل از خوشه‌بندی مشتریان براساس هزینه‌های تبلیغاتی آن‌ها ارائه شده است.

با توجه به نتایج جدول ۷ و سطح معناداری آزمون تحلیل واریانس برای خوشه‌بندی مشتریان براساس متوسط هزینه‌های تبلیغاتی که کوچک‌تر از خطای ۰/۰۵ به‌دست آمده است، می‌توان پذیرفت که خوشه‌بندی مشتریان در ۲ گروه مشتریان با هزینه‌های تبلیغاتی بالا و پایین، اختلاف معناداری بین دو گروه ایجاد کرده است. براساس تحلیل اخیر، ۲۰۸ مشتری در خوشه‌ی ۱ و ۱۷۷ مشتری در خوشه‌ی ۲ قرار گرفته‌اند؛ به‌طوری که خوشه‌ی ۱ با مرکز دسته‌ی ۹۴۵۷۹۰/۰۸۹۶، به‌عنوان خوشه با هزینه‌ی تبلیغاتی بالا و خوشه‌ی ۲ با مرکز دسته‌ی ۸۶۴۰۹۰/۷۲۱۰ به‌عنوان خوشه با هزینه‌ی تبلیغاتی پایین شناسایی شده‌اند. با تفکیک مشتریان به دو گروه مشتریان با هزینه‌های تبلیغاتی بالا و پایین، ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت و بردار احتمالات وضعیت اولیه‌ی مشتریان در هر گروه محاسبه شده است، که نتایج آن در جدول ۸ ارائه شده است.

نتایج جدول ۸ و مقایسه‌ی ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت در دو گروه مشتریان با هزینه‌های تبلیغاتی بالا و پایین نشان می‌دهد که اختلاف قابل‌ملاحظه‌ای بین احتمالات انتقال وضعیت مشتریان در دو گروه تبلیغاتی و در خوشه‌های ۱ و ۲ وجود ندارد. همچنین بردارهای احتمال وضعیت اولیه در

به‌قرارگیری در خوشه‌ی ۱ وجود دارد و مشتریان در هر خوشه‌ی دیگری، با بیشترین احتمال، در هفته‌ی آینده به خوشه‌ی ۱ تغییر وضعیت می‌دهند. اگرچه مقدار فزونی این احتمال نسبت به سایر احتمالات‌های انتقال وضعیت، زیاد نیست و اختلاف اندکی بین مقادیر احتمال‌های انتقال وضعیت وجود دارد، اما با رویکرد قیاس مطلق، این مقادیر بزرگ‌ترین مقادیر احتمال انتقال وضعیت را در هر سطر ماتریس احتمال انتقال وضعیت به خود تخصیص داده‌اند. همچنین، مقادیر احتمالات وضعیت اولیه‌ی مشتریان نیز تحت رابطه‌ی ۲ برآورد شده است، که احتمال قرارگیری هر مشتری در هر یک از خوشه‌های ۴ گانه‌ی تحلیل را نشان می‌دهد.

باتوجه به نتایج جدول ۶، که توزیع مانای زنجیره‌ی مارکوف را برای کلیه‌ی مشتریان بانک نشان می‌دهد، می‌توان نتیجه گرفت که در لحظه‌ی شروع فرایند (اولین هفته‌ی مطالعاتی پژوهش)، ۲۳/۱۱٪ از مشتریان در خوشه‌ی اول با بیشترین مقادیر RFM کوچک، ۲۱/۲۹٪ در خوشه‌ی دوم با مقادیر تناوب تراکنش بزرگ (F)، ۴۱/۵۵٪ در خوشه‌ی سوم با مقادیر M و F بزرگ، و ۱۴/۰۲٪ نیز در خوشه‌ی چهارم با تأخر (R) بزرگ قرار داشته‌اند. مقایسه‌ی مقادیر احتمالات ذکرشده نشان می‌دهد که در اولین هفته‌ی مطالعه، مشتریان با بیشترین فراوانی در خوشه‌ی سوم قرار داشته‌اند و کمترین فراوانی نیز مربوط به خوشه‌ی چهارم مشتریان بوده است. براساس نتایج جدول اخیر، به‌نظر می‌رسد که بخش عمده‌ای از مشتریان بانک موردمطالعه را مشتریانی با تناوب و شاخص پولی بالا تشکیل داده‌اند، که این ویژگی را می‌توان یک مزیت بالقوه برای بانک در راستای سیاست‌گذاری اعتباری بر روی این گروه از مشتریان به‌شمار آورد.

۳.۴. ماتریس احتمالات انتقال وضعیت تحت راهبردهای تبلیغاتی

پس از محاسبه‌ی ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت مشتریان، به‌منظور

جدول ۶. بردار احتمال وضعیت مشتریان در آبرکلاس‌ها.

Probability of Cluster Membership	Cluster 4	Cluster 3	Cluster 2	Cluster 1
	0.1402597	0.4155844	0.212987	0.2311688

جدول ۷. خوشه‌بندی مشتریان براساس متوسط هزینه‌های تبلیغاتی.

Indicators	Cluster 1	Cluster 2
Cluster Centers (Advertising Cost)	945790.0896	864090.7210
Number of Customers in Each Advertising Cluster	208	177
ANOVA F-Statistic (Significance Level)	623.585 (0.000)	

جدول ۸. ماتریس احتمال انتقال وضعیت مشتریان در گروه‌های تبلیغاتی.

Advertising Group	Initial State	Cluster 4	Cluster 3	Cluster 2	Cluster 1
High Advertising Cost Customers	Cluster 1	0.2243677	0.2559846	0.2529359	0.2667118
	Cluster 2	0.2212217	0.2439766	0.2568752	0.2779265
	Cluster 3	0.2156398	0.2471938	0.2529309	0.2842355
	Cluster 4	0.2236989	0.2404868	0.2653889	0.2704253
	Initial State Probability Vector	0.1586538	0.3990385	0.2115385	0.2307692
Low Advertising Cost Customers	Cluster 1	0.2314555	0.2430538	0.2327301	0.2927606
	Cluster 2	0.2246301	0.2419668	0.2495890	0.2838141
	Cluster 3	0.2169741	0.2481631	0.2478632	0.2869996
	Cluster 4	0.2358324	0.2316584	0.2538128	0.2786964
	Initial State Probability Vector	0.1186441	0.4350282	0.2146893	0.2316384

اول و دوم، هزینه‌های تبلیغاتی بالا و پایین اختلاف قابل ملاحظه‌ای را در احتمال نگهداشت آنان در وضعیت کنونی ایجاد نکرده است. همان‌طور که پیشتر نیز مشاهده شده است، گروه عمده مشتریان بانک را مشتریان در خوشه‌ی سوم یعنی مشتریان با تناوب و شاخص پولی بالا تشکیل می‌دهند. در حالی که احتمال نگهداشت مشتریان در خوشه‌ی سوم، در هر یک از گروه‌های تبلیغاتی کمتر از خوشه‌ی چهارم بوده است. این یافته نشان می‌دهد که بانک مورد مطالعه برای نگهداشت مشتریان عمده‌ی خود در خوشه‌ی سوم، سیاست‌های نگهداشت ویژه‌ای را باید اتخاذ کند تا بتواند از درآمد موردانتظار مشتریان عمده‌ی خود، سود قابل توجهی کسب کند.

۴.۴. ارزش طول عمر مشتریان

به‌منظور محاسبه‌ی ارزش طول عمر مشتریان از حل برنامه‌ریزی پویای تصادفی در رابطه‌ی ۵ استفاده شده است. در تحلیل اخیر، از درآمد موردانتظار از مشتریان در وضعیت (خوشه) های مختلف و تحت یکی از راهبردهای تبلیغاتی، میزان هزینه‌ی انجام‌شده برای تبلیغات در گروه تبلیغاتی و ماتریس‌های احتمالی انتقال وضعیت مشتریان به‌عنوان اطلاعات پایه استفاده شده است. همچنین نتایج حاصل از برآورد ارزش طول عمر مشتریان در هر یک از گروه‌های تبلیغاتی در جدول ۱۰ ارائه شده است.

با توجه به نتایج جدول ۱۰ مشاهده می‌شود که ارزش طول عمر مشتریان در گروه تبلیغاتی با هزینه‌ی بالا و در تمامی خوشه‌ها بیشتر از ارزش طول عمر مشتریان در گروه با هزینه‌ی کم تبلیغاتی بوده است. در هر دو گروه، بیشترین ارزش طول عمر مشتری مربوط به مشتریان خوشه‌ی سوم، یعنی مشتریان با تناوب و شاخص پولی بالا بوده و کمترین ارزش طول عمر مشتری نیز مربوط به مشتریان خوشه‌ی چهارم به‌دست آمده است. این نتایج نشان می‌دهند که راهبرد تبلیغاتی با هزینه‌های بالاتر، ارزش طول عمر بیشتری را برای هر مشتری همراه می‌آورد. یافته‌های اخیر نشان می‌دهند که برای کسب ارزش طول عمر بیشتر در مشتریان، راهبرد تبلیغاتی با هزینه‌های تبلیغاتی بالا مناسب‌تر بوده است. یعنی، انجام هزینه‌های تبلیغات و بازاریابی بیشتر برای مشتریان، در تمامی خوشه‌ها می‌تواند منجر به افزایش ارزش طول عمر مشتریان در آن خوشه شود. بنابراین، فاصله‌گرفتن از سیاست‌های کنونی نگهداشت مشتریان، مبتنی بر

دو گروه نیز مقادیر نزدیک به یکدیگر را نشان می‌دهند و این نتایج تبیین‌کننده‌ی این مطلب است که اگرچه اختلافات جزئی در مقادیر احتمالات انتقال وضعیت در خوشه‌های ۱ و ۲ مشاهده می‌شود، اما احتمال تغییر وضعیت مشتری از این خوشه‌ها به خوشه‌ی دیگر، تحت تأثیر قابل ملاحظه‌ی هزینه‌های تبلیغاتی آن‌ها نبوده است. اما با تمرکز بر وضعیت مشتریان در خوشه‌های ۳ و ۴ می‌توان ملاحظه کرد که احتمال قرارگیری مشتریان در خوشه‌های سوم و چهارم (براساس بردار احتمال وضعیت اولیه) با توجه به هزینه‌های تبلیغاتی آن‌ها متفاوت بوده است. بنابراین، هزینه‌های تبلیغاتی را می‌توان در توزیع احتمال اولیه‌ی وضعیت مشتریان مؤثر دانست و از آنجا که تغییر وضعیت مشتریان از یک هفته تا هفته‌ی دیگر، تشکیل‌دهنده‌ی یک فرایند مارکوف است، می‌توان اثر این هزینه‌های تبلیغاتی را در انتقال وضعیت آتی مشتریان براساس ماتریس احتمال انتقال وضعیت تقریباً یکنواخت لحاظ کرد. با محاسبه‌ی ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت در خوشه‌های تبلیغاتی مشتریان و همچنین برآورد احتمالات وضعیت اولیه‌ی آن‌ها، احتمال نگهداشت مشتری در هر گروه تبلیغاتی بر پایه‌ی رابطه‌ی ۳ نیز محاسبه شده است؛ که در آن، نگهداشت مشتریان در هر یک از خوشه‌ها (آبرکلاس‌ها) محاسبه شده است، اما خوشه‌ی (آبرکلاس) دوم، که بیشترین مقادیر تناوب و مالی را داشته است، به‌عنوان وضعیت مطلوب در نظر گرفته شده است. نتایج تحلیل اخیر در جدول ۹ ارائه شده است.

نتایج جدول ۹ نشان می‌دهد که احتمال نگهداشت مشتریان در خوشه‌های اول و دوم SOM در بین گروه‌های تبلیغاتی مختلف، اختلاف قابل ملاحظه‌ای نداشته است. در حالی که احتمال نگهداشت مشتری در خوشه‌های سوم و چهارم با توجه به هزینه‌های تبلیغاتی متفاوت بوده است. نتایج ذکرشده نشان می‌دهند که احتمال نگهداشت مشتریان با هزینه‌های تبلیغاتی کم در خوشه‌ی چهارم بیشتر از احتمال نگهداشت مشتریان با هزینه‌های تبلیغاتی بالا بوده است. یعنی راهبرد تبلیغاتی بهینه برای نگهداشت مشتریانی که در خوشه‌ی چهارم تحلیل قرار می‌گیرند، مبنی بر هزینه‌ی تبلیغاتی پایین است. در حالی که برای مشتریان در خوشه‌ی سوم این وضعیت بالعکس است و راهبرد تبلیغاتی بهینه برای نگهداشت مشتریانی که در خوشه‌ی سوم تحلیل قرار دارند، مبنی بر هزینه‌ی تبلیغاتی بالاست. این در حالی است که برای مشتریان خوشه‌های

جدول ۹. احتمال نگهداشت مشتریان در آبرکلاس‌های SOM.

Advertising Group	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
High Advertising Cost Customers	0.7800136	0.800625	0.500136	0.8536118
Low Advertising Cost Customers	0.7867881	0.7948517	0.4210856	0.8971313

جدول ۱۰. ارزش طول عمر مشتریان در گروه‌های تبلیغاتی و خوشه‌های SOM.

Customer Lifetime Value in Cluster	Expected Revenue	Cluster	Discount Rate (α)	Advertising Cost	Advertising Group
24,191,615	20,786,274.96	Cluster 1	0.1653	945,790.09	High Advertising Cost Customers
23,849,653	20,729,791.73	Cluster 2			
24,800,590	21,837,171.77	Cluster 3			
22,900,153	20,345,779.40	Cluster 4			
23,377,350	19,950,112.37	Cluster 1	0.1653	864,090.72	Low Advertising Cost Customers
22,132,280	19,305,156.80	Cluster 2			
23,956,439	21,194,436.37	Cluster 3			
21,385,392	18,840,387.35	Cluster 4			

جدول ۱۱. مقایسه‌ی عملکرد روش پیشنهادی تعیین ارزش طول عمر مشتریان.

Average Customer Lifetime Value	Expected Revenue	Estimation Method
19,534,908	17,063,712.09	Based on K-Means Algorithm
21,193,052	18,512,098.32	Based on Data Density
20,593,746	17,988,605.45	Based on Data Distribution
23,324,184	20,373,638.84	Based on Self-Organizing Neural Network and Stochastic Dynamic Programming

کمینه‌ی ۹۱٪ از تغییرات موجود در داده‌ها را تبیین سازد، که مقدار قابل توجهی است. این خوشه‌بندی از مشتریان نشان داد که هر سه عامل تأخر، تناوب، و پول در تحلیل RFM مشتریان، درجه‌ی اهمیت بالایی دارد و خوشه‌بندی مشتریان بر پایه‌ی عوامل مذکور، می‌تواند تفکیک مناسبی از عملکرد کلی آن‌ها از منظر هر سه عامل ایجاد کند. یافته‌های مطالعات دی مارکو و همکاران (۲۰۲۱)،^[۲۰] و بائر و جانچ (۲۰۲۱)،^[۳۱] نیز نشان از کارایی قابل قبول رویکردهای مبتنی بر شبکه‌ی عصبی مصنوعی در خوشه‌بندی مشتریان داشته است. همچنین، مطالعه‌ی گاگیل و همکاران (۲۰۲۳)،^[۲۶] نیز بر استفاده از روش‌های دقیق‌تر مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی در تحلیل خوشه‌بندی مشتریان تأکید داشته است.

با توجه به یافته‌های تحلیل کنونی و برآورد ارزش طول عمر مشتریان در هر یک از خوشه‌ها، به نظر می‌رسد که تحلیل SOM در خوشه‌بندی مشتریان با معیارهای RFM، اولویت را بر تناوب و گردش مالی بالای مشتریان قرار می‌دهد. پس از آن، تناوب بالا و تأخر پایین در مراتب بعدی اولویت قرار گرفته‌اند. اگرچه تحلیل حاضر به‌صورت همزمان هر سه عامل را با یکدیگر لحاظ می‌کند، اما نتایج حاصل از ارزش طول عمر مشتریان در خوشه‌های ذکرشده نشان می‌دهد که دسته‌بندی حاصل، منجر به تفکیک مشتریان بر حسب ارزش بالاتر شده است. از کاستی‌های روش حاضر در خوشه‌بندی می‌توان به این مطلب اشاره کرد که تمامی عوامل در تحلیل کنونی با یک مفهوم و در یکسو در نظر گرفته شده‌اند؛ در حالی که مفهومی مانند تأخر دارای پیامد منفی، اما مفاهیمی چون گردش مالی و تناوب، پیامدهای مثبت مالی دارند. بنابراین به‌نظر می‌رسد که برای تقویت روش ذکرشده، می‌توان رویکردهای تصمیم‌گیری چندمعیاره را نیز اثربخش دانست و تلفیق روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره با روش خوشه‌بندی SOM می‌تواند یک گزینه‌ی مطالعاتی قابل‌توجه برای سایر پژوهشگران باشد.

همچنین، ارزش طول عمر مشتریان با استفاده از ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت آنان برآورد شده است. نتایج تحلیل حاضر نشان داده است که راهبرد تبلیغاتی با هزینه‌های بالاتر، ارزش طول عمر بیشتری را برای هر مشتری به‌همراه می‌آورد. بنابراین، به‌نظر می‌رسد که بهترین راهبرد تبلیغاتی براساس ارزش طول عمر پیش‌بینی‌شده‌ی مشتریان، انجام تبلیغات با هزینه‌ی بالا برای مشتریان خوشه‌ی سوم است. از جمله مطالعاتی که در این حوزه انجام شده است، می‌توان به مطالعات گاگیل و همکاران (۲۰۲۳)،^[۲۶] آبی‌در و همکاران (۲۰۲۳)،^[۲۷] بخشی‌زاده و همکاران (۲۰۲۲)،^[۲۹] و دی مارکو و همکاران (۲۰۲۱)،^[۳۰] اشاره کرد، که اهمیت خوشه‌بندی مشتریان را در تعیین ارزش طول عمر آن‌ها تأیید کرده‌اند. اما باید توجه داشت که در تمام پژوهش‌های اخیر، احتمال تغییر رفتار مشتری نادیده گرفته شده است. در تمام مدل‌های ارائه‌شده در مطالعات پیشین، محاسبه‌ی ارزش مشتری با استفاده از مدل‌سازی زنجیره‌ی مارکوف، ماتریس احتمال انتقال را به‌صورت ماتریسی با درایه‌های

تبلیغات گروهی بدون توجه به خوشه‌بندی مالی مشتریان و تدوین راهبرد تبلیغات براساس جامعه‌ی هدف کوچک‌تر از مشتریان را می‌توان از راهکارهای مناسب برای افزایش ارزش طول عمر مشتریان در بانک مورد‌مطالعه به‌شمار آورد.

به منظور مقایسه‌ی عملکرد این روش با روش متداول پیش‌بینی ارزش طول عمر مشتریان، متوسط ارزش طول عمر مشتریان در روش اخیر، با روش‌های متداول پیشین و طی یک دوره‌ی مشخص محاسبه شده است. در مقایسه‌ی انجام‌شده، گروه‌های تبلیغاتی مورد‌توجه نبوده‌اند و ارزش طول عمر مشتریان در روش‌های پایه براساس حاصل‌ضرب ارزش مشتری (حاصل‌ضرب متوسط تعداد تراکنش‌ها و متوسط درآمد حاصل از هر تراکنش) و طول دوره‌ی تعامل با مشتری در خوشه‌های معین محاسبه شده است؛ که نتایج آن در جدول ۱۱ ارائه شده است.

با توجه به نتایج جدول ۱۱ مشاهده می‌شود که درآمد موردانتظار هر مشتری و ارزش طول عمر مشتریان، تحت روش پیشنهادی در مطالعه‌ی حاضر، بیشتر از سایر روش‌های مورد‌مقایسه بوده است. اگرچه باید توجه داشت که این برتری نسبی است و شاید بتوان روش‌های خوشه‌بندی دیگری را نیز شناسایی یا تعریف کرد، که عملکردی بهتر از روش پیشنهادی پژوهش حاضر ارائه دهند. همچنین، باید توجه داشت که براساس شاخص پولی معیار RFM، متوسط درآمد حاصل از تراکنش‌های هر مشتری براساس داده‌های تاریخی به‌دست‌آمده از رفتار مالی مشتریان برابر با ۵۰۳۵۰۳/۶ بوده است، که در مقایسه با درآمد موردانتظار برآورده‌شده‌ی هر مشتری در روش پیشنهادی، بسیار کمتر بوده است. بنابراین، به‌کارگیری روش‌های خوشه‌بندی مبتنی بر اطلاعات RFM و برنامه‌ریزی تصادفی پویا برای تعیین هزینه‌های تبلیغات در گروه‌های مختلف مشتریان می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی، متوسط درآمد حاصل از هر مشتری را بهبود بخشد.

۵. بینش‌های مدیریتی

با توجه به یافته‌های پژوهش، به‌نظر می‌رسد که مطلوب‌تر است سیاست‌های تبلیغاتی بهینه‌ی بانک مبتنی بر ارزش طول عمر مشتریان انجام پذیرد و سیاست‌های کلی تبلیغاتی کنونی دستخوش تغییر شوند. خوشه‌بندی مشتریان بر پایه‌ی رفتار مالی آن‌ها و فاصله‌گیری از سیاست‌های تبلیغاتی مبتنی بر رتبه‌ی اعتباری می‌تواند ارزش طول عمر بیشتر و در نتیجه، سودآوری بیشتری را عاید بانک سازد. در این میان، بهتر است که مشتریان با تناوب و شاخص مالی بالاتر، به‌دلیل پایداری بیشتر در رفتار مالی (مبتنی بر احتمال نگهداشت مشتری در خوشه‌ی سوم پژوهش) در کانون توجه سیاست‌های تبلیغاتی بانک قرار گیرند. سرمایه‌گذاری بر روی هزینه‌های تبلیغاتی مشتریان با رفتار مالی پایدار می‌تواند سودآوری پایداری را برای بانک فراهم آورد.

۶. نتیجه‌گیری

نتایج پژوهش نشان داد که خوشه‌بندی مشتریان با روش SOM می‌تواند

وفاداری مشتری، سپرده‌های مشتری، و ... می‌تواند در راستای تشخیص خوشه‌های پردرآمد مشتریان مؤثر واقع شود. همچنین، پیشنهاد می‌شود سرمایه‌گذاری تبلیغاتی و تسهیلات تشویقی برای مشتریان خوشه‌ی سوم بانک که تناوب بالاتر، گردش مالی بیشتر، و ارزش طول عمر بیشتری دارند؛ در کانون توجه مدیران قرار گیرد. به‌نظر می‌رسد که مشتریان دارای تناوب بالاتر، درآمدهای موردانتظار بیشتری نسبت به سایر خوشه‌ها ایجاد کنند. از طرفی، به‌نظر می‌رسد که بیشترین سهم هزینه‌های تبلیغاتی برای مشتریان با هزینه‌های تبلیغاتی بالا و پایین، اما در خوشه‌ی سوم مشتریان انجام پذیرد. همچنین با توجه به تغییر سیاست‌های پولی و مالی کشور و تفاوت میزان نقدینگی در جامعه در هر دوره با دوره‌های دیگر، به‌نظر می‌رسد که بهتر است کیفیت استفاده از شاخص مالی (M) در داده‌های RFM دستخوش تغییر و اصلاح شود. بنابراین، پیشنهاد می‌شود به‌منظور تقلیل اثر عوامل کلان مذکور در نتایج خوشه‌بندی مشتریان، شاخص مالی در تحلیل خوشه‌بندی نسبت به عامل تورم و افق زمانی مورد مطالعه تعدیل شود، تا بتوان نتایج تعدیل‌شده نسبت به تغییرات شاخص‌های کلان به‌دست آورد. از این رو به بانک‌ها پیشنهاد می‌شود در تعیین سودآوری و برآورد درآمد موردانتظار مشتریان، افق‌های زمانی متفاوتی را مدنظر قرار دهند و نسبت به کاهش یا افزایش ارزش پول در افق زمانی موردنظر، درآمد موردانتظار هر مشتری را برآورد کنند. همچنین، سیاست‌های تبلیغاتی و نگهداشت مشتری خود را بر پایه‌ی درآمد موردانتظار تعدیل‌شده نسبت به تورم تعیین کنند.

ثابت تخمین زده‌اند. در حالی که احتمال تغییر رفتار مشتری از یک وضعیت خاص به یک وضعیت معین دیگر با توجه به تغییر سیاست‌های بازاریابی، تغییر عوامل اقتصادی، افزایش اعتماد، و وفاداری مشتریان به برند مرتبط، و ... در طول بازه‌ی زمانی موردبررسی ثابت نبوده و پویا بوده است. در پژوهش حاضر نیز ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت مشتریان برآورد شده است، تا بتوان تغییرات پویای وضعیت عملکردی مشتریان را در طول زمان لحاظ کرد. بر این اساس، یافته‌های پژوهش حاضر در راستای توسعه‌ی نتایج مطالعات پیشین، یک روش مطلوب را در برآورد ماتریس احتمالات انتقال وضعیت پیشنهاد کرده است، که ارزش طول عمر را در پویایی ماتریس مذکور لحاظ می‌کند.

با توجه به اینکه سیاست‌های تبلیغاتی بانک در حال حاضر، مبتنی بر خوشه‌های مشتریان انجام نمی‌شود و بخشی از هزینه‌های تبلیغات به‌صورت گروهی برای تمامی مشتریان انجام می‌شود و بخشی دیگر نیز فقط براساس رتبه‌ی اعتباری مشتریان انجام می‌شود، به‌نظر می‌رسد که راهبرد تبلیغاتی به‌دست‌آمده در پژوهش حاضر، براساس خوشه‌های به‌دست‌آمده از رفتار پویای مالی مشتریان بتواند منجر به مدیریت هزینه‌ی بیشتر در بانک شود و همچنین، گروه‌های با سطح درآمد موردانتظار بالا را در کانون هدف تبلیغات بانک قرار دهد. از این رو، با توجه به یافته‌های پژوهش پیشنهاد می‌شود سیاست‌های اعتباری و تبلیغاتی بانک دیجیتال پاسارگاد با توجه به ارزیابی عملکرد کلی مشتریان از منظر هزینه، سودآوری، و تداوم فعالیت صورت پذیرد. خوشه‌بندی مشتریان با اتکاء به عواملی چون RFM و عوامل دیگر (مانند: طول دوره‌ی تعامل، رتبه‌ی

References- منابع

1. Kumar, V. and Rajan, B., 2020. *Customer Lifetime Value: What, How, And Why*, The Routledge Companion to Strategic Marketing, pp.422-448. <http://doi.org/10.4324/9781351038669>
2. Libai, B., Bart, Y., Gensler, S., Hoffman, D.L., Indurkha, N., van Bruggen, G.H. and Steven, A., 2020. Brave new world? on AI and the management of customer relationships. *Journal of Interactive Marketing*, 51(1), pp.44-56. <http://doi.org/10.1016/j.intmar.2020.04.002>
3. Pramono, P.P., Surjandari, I. and Laoh, E., 2019. Estimating customer segmentation based on customer lifetime value using two-stage clustering method. In *2019 16th International Conference on Service Systems and Service Management (ICSSSM)*, pp. 1-5. <http://doi.org/10.1109/ICSSSM.2019.8887704>
4. Kanchanapoom, K. and Chongwatpol, J., 2023. Integrated customer lifetime value (CLV) and customer migration model to improve customer segmentation. *Journal of Marketing Analytics*, 11(2), pp.172-185. <http://doi.org/10.1057/s41270-022-00158-7>
5. Marmol, M., Chamorro, A., Sandoval, M. and Liébana-Cabanillas, F., 2021. Maximizing customers' lifetime value using limited marketing resources. *Marketing Intelligence & Planning*, 39(8), pp.1058-1072. <http://doi.org/10.1108/MIP-02-2021-0050>
6. Manosuthi, N., Lee, J.S. and Han, H., 2021. Causal-predictive model of customer lifetime/influence value. *Journal of Travel & Tourism Marketing*, 38(5), pp.461-477. <http://doi.org/10.1080/10548408.2021.1940422>
7. Tekin, A.T., Kaya, T. and Cebi, F., 2022. Customer lifetime value prediction for gaming industry. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 42(1), pp.87-96. <http://doi.org/10.3233/JIFS-219177>
8. Pradhan, S., Patel, G. and Priya, P., 2021. Measuring customer lifetime value. *International Journal of the Analytic Hierarchy Process*, 13(3), pp.1-16. <http://doi.org/10.13033/ijahp.v13i3.892>
9. Asadi, N. and Kazerooni, M., 2023. A stacked ensemble learning method for customer lifetime value prediction. *Kybernetes*, 53(7), pp.2342-2360. <http://doi.org/10.1108/K-12-2022-1676>
10. Reddy, K.B., Rani, G., Bhargavi, P. and Padmavathi, M., 2022. Prediction of customer lifetime value using machine learning. In *Proceedings of Second Doctoral Symposium on Computational Intelligence: DoSCI*, pp. 271-278.

- http://doi.org/10.1007/978-981-16-3346-1_22
11. Badri, H. and Tran, A., 2022. Beyond customer lifetime valuation. In *Proceedings of the ACM Web Conference*, pp. 132–140. <http://doi.org/10.1145/3485447.3512058>
 12. Katsikeas, C., Leonidou, L. and Zeriti, A., 2020. Revisiting international marketing strategy in a digital era. *International Marketing Review*, 37(3), pp.405–424. <http://doi.org/10.1108/IMR-02-2019-0080>
 13. Fader, P.S., 2012. *Customer Centricity: Focus on the Right Customers for Strategic Advantage*, Wharton Digital Press. <http://doi.org/10.2307/j.ctv2hdfj0>
 14. Persson, A. and Ryals, L., 2010. Customer assets and customer equity. *Marketing Theory*, 10(4), pp.417–436. <http://doi.org/10.1177/1470593110382828>
 15. Ryals, L. and Knox, S., 2007. Measuring and managing customer relationship risk in business markets. *Industrial Marketing Management*, 36(6), pp.823–833. <http://doi.org/10.1016/j.indmarman.2006.06.017>
 16. Al-Dmour, R., Al-Dmour, H., Masa'deh, R. and Al-Hawasheen, M., 2020. The effect of customer lifestyle patterns on mobile banking use in Jordan. *International Journal of Electronic Marketing and Retailing*, 11(3), pp.239–258. <http://doi.org/10.1504/IJEMR.2020.108121>
 17. Myburg, M. and Berman, S., 2022. Customer lifetime value prediction with k-means clustering and xgboost. In *2022 IEEE/ACM International Conference on ASONAM*, pp. 298–302. <http://doi.org/10.1109/ASONAM55673.2022.10068602>
 18. Ali, R., Pye, A., Mortier, R. and Crowcroft, J., 2021. Estimating customer lifetime value in the gaming industry using incomplete data. *Mathematics in Industry Reports (MIIR)*, pp.1–36. <http://doi.org/10.33774/miir-2021-rd4pd>
 19. von Focht, T., 2022. *Customer Lifetime Value–Neue Anwendungsmöglichkeiten*, In *Marketing Analytics*, pp.229–241. http://doi.org/10.1007/978-3-658-33809-1_13
 20. Libai, B., Bart, Y., Gensler, S., Hoffman, D.L., Indurkha, N., van Bruggen, G.H. and Steven, A., 2020. Brave new world? on AI and customer relationships. *Journal of Interactive Marketing*, 51(1), pp.44–56. <http://doi.org/10.1016/j.intmar.2020.04.002>
 21. Shekary, M., 2021. Calculating CLV using Markov chain approach. *Management Research in Iran*, 22(4), pp.1–21. [In Persian]. https://mri.modares.ac.ir/m/article_474.html?lang=en
 22. Waarden, L.M., 2007. The effects of loyalty programs on CLV. *Journal of Retailing*, 83(2), pp.223–236. <http://doi.org/10.1016/j.jretai.2007.01.002>
 23. Donkers, B., Verhoef, P.C. and De Jong, M.G., 2007. Modeling CLV. *Quantitative Marketing and Economics*, 5, pp.163–190. <http://doi.org/10.1007/s11129-006-9016-y>
 24. Batislam, E.M., Denizel, M. and Filiztekin, A., 2007. Validation of models for customer base analysis. *International Journal of Research in Marketing*, 24(3), pp.201–209. <http://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2006.12.005>
 25. Dandis, A.O., Al-Shboul, R., Al-Kasasbeh, M. and Al-Shammari, M., 2023. CLV in fast-food restaurants. *The TQM Journal*, 35(8), pp.2526–2546. <http://doi.org/10.1108/TQM-08-2022-0248>
 26. Gadgil, K., Gill, S.S. and Abdelmoniem, A.M., 2023. Stacked regression approach for CLV. *Journal of Economy and Technology*. ahead-of-print. <http://doi.org/10.48550/arXiv.2308.08502>
 27. Abidar, L., El Himer, S., El Bouchti, A. and Hachimi, H.E., 2023. Predicting customer segment changes. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 14(7), pp.910–920. <http://doi.org/10.14569/IJACSA.2023.0140799>
 28. Dandis, A.O. and Al Haj Eid, M.B., 2022. CLV and brand loyalty. *The TQM Journal*, 34(3), pp.476–493. <http://doi.org/10.1108/TQM-12-2020-0311>
 29. Bakhshizadeh, E., Nasrabadi, H.A., Karamoozian, A. and Mahdavi, I., 2022. Customer clustering in software industry. *International Journal of Industrial Engineering & Production Research*, 33(1), pp.18–33. [In Persian]. <http://doi.org/10.22068/ijiepr.33.1.1>
 30. De Marco, M., Mangano, G., Casale, G. and Raguseo, E., 2021. Cognitive analytics of clv using ann. *Journal of Enterprise Information Management*, 34(2), pp.679–696. <http://doi.org/10.1108/JEIM-01-2020-0029>
 31. Bauer, J. and Jannach, D., 2021. Improved clv prediction with sequence-to-sequence learning. *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, 15(5), pp.1–37. <http://doi.org/10.1145/3441444>
 32. Carneiro, F. and Miguéis, V., 2021. Estimating clv in the food industry. In *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operation Management*, p.125. <http://doi.org/10.46254/sa02.20210125>
 33. Hoseini Ravesh, S.M.H. and Moghaddam, A., 2023. CLV based on service quality in gyms. *Sport Management Studies*, 2(2), pp.19–36. [In Persian]. <https://www.magiran.com/paper/2614412>
 34. Rajabiasli, M., Fatemi, M. and Khodadadi, A., 2023. Leading indicators of clv in sports clubs. *Knowledge*

- Management in Sport Journal*, 2(4), pp.1-16. [In Persian].
<http://doi.org/10.30495/kmsj.2022.1975357.1062>
35. Rajabiasli, M., Fatemi, M. and Khodadadi, A., 2023. CLV prediction using GMDH neural networks. *Sport Management Studies*, 15(81), pp.265-284. [In Persian].
<http://doi.org/10.22089/smrj.2023.13662.3763>
36. Safabakhsh, M. and Asayesh, F., 2023. Segmentation of bank customers based on CLV. *Quarterly Studies in Banking Management and Islamic Banking*, 8(19), pp.53-80. [In Persian].
<http://doi.org/10.22034/jifb.2023.166991>
37. Ghadirmohseni, M., Ayough, A. and Razavi Haji Agha, S.H., 2023. Profit function of bank customers using CLV. *Quarterly Studies in Banking Management and Islamic Banking*, 8(19), pp.23-52. [In Persian].
<https://www.magiran.com/paper/2549150>
38. Nabizade, F. and Rouhani, S., 2020. Clustering and prediction model of CLV. *Journal of Industrial Management Perspective*, 10(4), pp.41-63. [In Persian].
<http://doi.org/10.52547/jimp.10.4.41>
39. Esfidani, M.R. and Toopa Esfandiari, F., 2019. Factors affecting CLV in melli bank. *Journal of Business Administration Researches*, 11(21), pp.69-89. [In Persian].
<http://doi.org/10.22034/JBAR.2019.1550>