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

مارال میرزایی مرادی (دانشجوی دکتری)
گروه مدیریت صنعتی، دانشکده پردیس بین المللی کیش، دانشگاه تهران، تهران، ایران
maral.mirzaee2507@gmail.com
حسین رضوی حاجی آقا* (دانشیار)
گروه مدیریت، دانشکده مدیریت و علوم مالی، دانشگاه خاتم، تهران، ایران
h.razavi@khatam.ac.ir
حنان عموزاد مهدیرجی (استادیار)
گروه مدیریت تکنولوژی و نوآوری، دانشکده مدیریت صنعتی و فناوری، دانشگاه تهران، تهران، ایران
h.amoozad@ut.ac.ir
علی عالیخانی (استادیار)
گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت و علوم اجتماعی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال، تهران، ایران
a_alikhani@iau-tnb.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 مورد انتظار حاصل از رفتار پویای مالی مشتریان اجرا می‌شود، سیاستگذاری تبلیغاتی بر اساس ارزش طول عمر مشتریان در خوشه‌های پویای رفتار مالی آنها می‌تواند بسیاری از هزینه‌های تبلیغات و بازاریابی تحمیل شده به واحدهای تجاری را مدیریت نماید. این در حالی است که مطالعات انجام شده در زمینه تحلیل ارزش طول عمر مشتریان، توجهی به استراتژی‌های تبلیغاتی مبتنی بر ارزش طول عمر نداشته‌اند و روش‌های موجود در خصوص تعیین ارزش طول عمر مشتریان متکی بر خوشه‌بندی ایستا از وضعیت مشتریان است، در حالی که خوشه‌بندی مشتریان بر پایه رفتار مالی آنها یک پدیده پویا و زمان-متغیر است. از این رو، در این تحقیق به تحلیل ارزش طول عمر مشتریان و بهینه یابی استراتژی تبلیغاتی در خوشه‌های پویای رفتار مالی آنها با استفاده از شبکه عصبی خودسازمان‌ده[1] و برنامه‌ریزی تصادفی پویا پرداخته شده است. برای این منظور، بر اساس وضعیت تعلق هر مشتری به یک خوشه در طول هفته های متوالی، یک زنجیر مارکوف از خوشه‌های دربرگیرنده مشتریان تشکیل شده و ارزش طول عمر مشتریان بر پایه ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت مشتریان از یک خوشه به خوشه دیگر، و همچنین بر اساس درآمد مورد انتظار مشتریان در هر خوشه برآورد شده است. نتایج نشان داد که خوشه‌بندی مشتریان با روش شبکه عصبی خودسازمان‌ده می‌تواند حداقل 91 درصد از تغییرات موجود در داده‌ها را تبیین نماید. همچنین، یافته‌ها نشان داد که استراتژی تبلیغاتی بهینه برای هر خوشه از مشتریان با سطح درآمد مورد انتظار مشخص، منجر به ارزش طول عمر متفاوتی برای مشتریان خواهد شد که نشان دهنده اهمیت خوشه‌بندی پویای مشتریان و تعیین سطح بهینه هزینه تبلیغات در هر خوشه برای کسب ارزش طول عمر بیشتر برای مشتریان است.

واژگان کلیدی: ارزش طول عمر مشتری، خوشه‌بندی، زنجیر مارکوف، شبکه عصبی SOM.

* نویسنده مسئول

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 (Ph.D. student)
Faculty of Industrial Management, University of Tehran, Kish International Campus, Iran
maral.mirzaee2507@gmail.com

Hossein Razavi Haji Agha[*] (Associate Professor)
Department of Management, Faculty of Management and Financial Sciences, Khatam University, Tehran, Iran
h.razavi@khatam.ac.ir

Hanan Amouzad Mehdirji (Assistant Professor)
Department of Technology and Innovation Management, Faculty of Industrial and Technology Management, University of Tehran, Tehran, Iran
h.amoozad@ut.ac.ir

Ali Alikhani (Assistant Professor)
Department of Industrial Management, Faculty of Management and Social Sciences, Islamic Azad University, North Tehran Branch, Tehran, Iran
a_alikhani@iau-tnb.ac.ir

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 imposed costs 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, and 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, it 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 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 customers lifetime value.

Keywords: Customer Lifetime Value, Clustering, Markov Chain, SOM Neural Network.

1. مقدمه

[*]Responsible Author

ارزش طول عمر مشتری یک معیار بازاریابی است که ارزش یک مشتری را در کل تاریخ رابطه 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 چرخه عمر مشتری تعیین می‌کند. [1] یک شرکت با هدف سودآوری آتی، به دنبال به حداکثر رساندن سود با تجزیه و تحلیل رفتار مشتری و چرخه‌های تجاری برای شناسایی و هدف قرار دادن 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 قابل قبولی از هزینه‌های شرکت برای جذب، فروش و خدمات‌رسانی به او فراتر می‌رود. [2]

باتوجه به اهمیت ارزش طول عمر مشتریان به عنوان یک معیار سودآوری، روش‌های متفاوتی برای تقسیم‌بندی مشتریان بر حسب ارزش طول عمر آنها پیشنهاد شده است. [3] تقسیم‌بندی مشتریان بر اساس ارزش طول عمر مشتری شرکت‌ها را قادر می‌سازد تا به اندازه کافی روابط بلندمدت با مشتریان ایجاد کنند و به طور مؤثر سرمایه‌گذاری در ابزارهای بازاریابی را مدیریت کنند. ارزش طول عمر مشتری بر اساس تقسیم‌بندی آنها از منظرهای مورد علاقه مدیران (مانند: درآمدزایی، هزینه‌ها و ...) به حل مشکلاتی مانند تصمیمات مربوط به رسیدگی، حفظ و به دست آوردن مشتریان یا مسائل مربوط به ارزش بلندمدت شرکت کمک می‌کند. [4]

با این حال، در تلاش برای معرفی ارزش طول عمر مشتری به عنوان مبنای تصمیم‌گیری برای مدیران، انتخاب مدل مناسب ارزش طول عمر مشتری که برای نوع تجارت آنها مناسب باشد، حائز اهمیت است. شناسایی رفتار مشتری را می‌توان به عنوان یکی از اولین گام‌های تشخیص مدل ارزش طول عمر مشتریان در هر کسب و کار دانست. محققان روش‌های متفاوتی را برای شناسایی رفتار مشتریان مورد مطالعه قرار داده‌اند، اما خوشه‌بندی مشتریان را می‌توان جزء مشترک بسیاری از این مطالعات دانست. [5] 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 علاوه بر شناسایی مشتریان با سطوح درآمدزایی بالا، استراتژی‌های هزینه‌یابی مشتریان را نیز بهبود بخشد. [6] از این رو، با توجه به اهمیت خوشه‌بندی مشتریان، تشخیص روش‌های بهینه خوشه‌بندی آنان در کانون توجه قرار گرفته است و آنچه که عموماً مبنای خوشه‌بندی مشتریان قرار می‌گیرد، سودآوری و هزینه‌های مربوط به آنها است. [7]

رفتار مشتریان یک پدیده پویا و زمان-متغیر است. [8] مشتریان در هر خوشه‌ای از منظر درآمد، هزینه یا هر عامل مورد علاقه مدیران بازاریابی که قرار گیرند، پتانسیل تغییر موضع و تغییر میزان درآمدزایی را خواهند داشت. از این رو در خوشه‌بندی مشتریان، رفتار متغیر آنها در طول زمان نیز باید مورد توجه قرار گیرد. یکی از ابزارهای تحلیل رفتار زمان-متغیر مشتریان، تحلیل تخصیص آنها به خوشه‌های متفاوت در طول زمان است. [9] بنابراین، با این پیش فرض که تخصیص مشتری به هر خوشه، تنها به وضعیت قبلی او وابسته است، می‌توان یک فرایند چندوضعیتی مارکوف را برای خوشه‌های تخصیص یافته مشتریان متصور بود. به خصوص در کسب و کارهای دیجیتال، از جمله فناوری‌های مالی ارائه شده توسط بانک‌ها که سطح و اندازه فعالیت مشتریان می‌تواند تاثیر قابل توجهی بر خوشه‌بندی آنها بگذارد، تنوع در خوشه‌های شناسایی شده 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 هم زمان با آن، فناوری اطلاعات و ارتباطات نیز باعث توسعه تجارت الکترونیکی و گسترش بسیاری از خدمات سنتی در قالب خدمات الکترونیک و دیجیتال شده است. [10] فناوری‌های مالی (فین تک) نیز هم راستا با توسعه انواع تجارت الکترونیک، بیش از پیش مورد توجه قرار گرفته‌اند. 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. [11] سطح بالای رقابت، به ویژه 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 لحاظ کردن ویژگی‌های متغیر مشتری در طول زمان می‌تواند ارزیابی دقیق‌تری از وضعیت سودآوری آتی مشتری را برای بانک‌ها فراهم نماید.

اگرچه مطالعات متعددی در خصوص مدل‌بندی و پیش‌بینی ریزش مشتریان بر پایه روش‌های زنجیره مارکوف و انواع شبکه‌های عصبی و انجام شده، اما ماهیت پویای رفتار مالی مشتریان و به خصوص، بکارگیری اطلاعات حاصل از تغییر وضعیت مالی مشتریان در تعیین ارزش طول عمر مشتری در مطالعات پیشین مورد توجه نبوده است.

از طرفی، تعیین ارزش طول عمر مشتریان با استفاده از اطلاعات مربوط به تغییر رفتار مالی آنها می‌تواند گام قابل توجهی 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 می تواند

بسیاری از هزینه‌های بازاریابی بانک‌ها را کاسته 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 تاثیرگذار محیطی بر تغییر وضعیت مشتریان در خوشه‌های مختلف، عموماً نادیده گرفته شده است. از این رو، انجام تحقیق حاضر با هدف توسعه روش‌های خوشه‌بندی مشتریان و تعیین ارزش طول عمر آنها ضرورت دارد. به همین علت، در مطالعه حاضر، پس از تعیین خوشه‌های مشتریان، به ماکسیمم‌سازی ارزش طول عمر مشتری با استفاده از برنامه‌ریزی تصادفی پویا پرداخته شده است و این امر بر پایه تشخیص استراتژی بهینه تبلیغات برای خوشه‌های مشتریان و درآمد مورد انتظار از هر مشتری، مبتنی بر احتمال نگهداشت مشتری در هر خوشه انجام شده است. این مطالعه 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 تحقیقاتی موجود در زمینه برآورد پویای ارزش طول عمر مشتریان و بکارگیری اطلاعات حاصل از این معیار در تعیین استراتژی بهینه تبلیغاتی برای مشتریان، انجام پژوهش حاضر در راستای بهینه‌سازی هزینه 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 استراتژی تبلیغاتی برای گروه‌های مشتریان، بر اساس ماتریس‌های انتقال وضعیت مارکوفی آنها مورد توجه نبوده، انجام این مطالعه می‌تواند به کاهش شکاف تحقیقاتی در این حوزه نیز کمک بسزایی نماید. با اجرای استراتژی های مطرح شده در این مطالعه، مدیران می توانند 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 استراتژی‌های تبلیغاتی بر این اساس بسیار بالا است. این مطالعه 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 این تحقیق، می‌تواند به طور قابل توجهی از هزینه‌های فعلی نگهداشت مشتریان در بانک مورد مطالعه، از طریق هدفمندسازی استراتژی‌های تبلیغاتی بکاهد.

در این پژوهش، با تأکید بر رفتار زمان-متغیر مشتریان، به خوشه‌بندی آنها با استفاده از تحلیل شبکه عصبی SOM پرداخته شده است. مزیت این روش نسبت به روش‌های کلاسیک آماری در خوشه‌بندی، عدم محدودیت در تشخیص خوشه‌ها بر پایه روابط خطی است. از طرفی، تشکیل ماتریس‌های انتقال وضعیت مشتریان و استفاده از آن در برآورد درآمد مورد انتظار از هر مشتری و از طرفی، سیاست‌گذاری در هزینه‌های تبلیغات و بازاریابی مشتریان بر پایه درآمد مورد انتظار حاصل از ویژگی مارکوفی رفتار مالی مشتریان از وجوه تمایز مطالعه حاضر نسبت به تحقیقات گذشته است. بر این اساس، در مطالعه حاضر به این مسئله پاسخ داده می‌شود که خوشه‌بندی مشتریان در بانک دیجیتال پاسارگاد، به عنوان 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؟

2. چارچوب نظری و پیشینه پژوهش

بازاریابی بر ارتباط متقابل کلیه فرآیندها و فعالیت‌هایی که برای مشتریان ارزش ایجاد می‌کنند، از جمله مدیریت ارتباط با مشتری، تأکید می‌کند. [12] در دو دهه گذشته، حوزه مدیریت ارتباط با مشتری به لطف فناوری‌های اطلاعات و ارتباطات (عمدتاً پایگاه داده و فناوری تحلیلی) تحول قابل توجهی را پشت سر گذاشته است. [13] هدف فعالیت‌های مدیریت ارتباط با مشتری عمدتاً حفظ مشتریان فعلی، ایجاد یک رابطه بلندمدت و به دست آوردن مشتریان جدید است. [14] 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. [15] تحلیل ارزش طول عمر مشتری به طور همزمان، انتخاب استراتژی‌های مناسب برای فعالیت‌های مدیریت ارتباط با مشتری شرکت را ممکن می‌سازد. [16]

تعاریف متفاوتی از ارزش طول عمر مشتری وجود دارد، اما یک تعریف عمومی پذیرفته شده تعریف آن به صورت ارزش فعلی جریانات نقدی خالص آتی مرتبط با یک مشتری خاص است. [17] 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 استراتژیک و تاکتیکی بازاریابی مناسب‌تر است. [18]

رویکرد ارزش طول عمر مشتری پلی بین معیارهای بازاریابی و مالی ایجاد می‌کند، به این معنی که فعالیت‌های بازاریابی همیشه با معیارهای مالی مرتبط است و فضایی را برای بهینه‌سازی درآمد و

مدیریت مشتریان فراهم می‌کند. [19] در کاربرد، ارزش طول عمر مشتری، تغییرات در رفتار مشتری (به عنوان مثال افزایش خرید) است که می‌تواند بر سودآوری آینده تأثیر بگذارد. [20] همه مؤلفه‌هایی که برای مدل‌های مناسب ارزش طول عمر مشتری با داده‌های موجود استفاده می‌شوند، تأثیر مستقیم و غیرمستقیم بر ارزش طول عمر مشتری دارند. این در حالی است که کاربردهای اصلی ارزش طول عمر مشتری در زمینه کسب و کار، مصرف کننده را هدف قرار داده، در حالی که برنامه‌های کاربردی کسب و کار بر مدیریت دارایی مشتری متمرکز هستند. [21]

ارزش طول عمر مشتری با ارزش ویژه مشتری در ارتباط است که عمدتاً برای محاسبه ارزش بلندمدت یک شرکت استفاده می‌شود. ارزش ویژه مشتری معمولاً به عنوان مجموع ارزش طول عمر همه مشتریان فعلی شرکت تعریف می‌شود، یا می‌تواند مجموع ارزش طول عمر همه مشتریان فعلی و بالقوه باشد. [22]

در مطالعات ارزش طول عمر مشتری، مقایسه‌های زیادی بین مدل‌های منتخب برای محاسبه ارزش طول عمر انجام شده است. به عنوان مثال، دانکرز و همکاران مدل‌های رگرسیون ساده را دارای بهترین عملکرد در محاسبه ارزش طول عمر مشتری دانسته‌اند. [23] در حالی که باتسلام و همکاران کارایی بهتر مدل بتا هندسی اصلاح شده را تأیید می‌کنند. [24] از مطالعات اخیر انجام شده در خصوص ارزش طول عمر مشتری می‌توان به نتایج مطالعه داندیس و همکاران اشاره کرد که نشان می‌دهد رضایت، اعتماد و تعهد به طور مثبت و قابل توجهی بر ارزش طول عمر مشتری تأثیر می‌گذارند. [25] همچنین، گاگیل و همکاران در مطالعه خود این چنین بیان می‌کنند که مدل‌های مبتنی بر توزیع و پایه (تأخر، فراوانی و پول) موجود با محدودیت‌هایی از نظر مدیریت طیف گسترده‌ای از ویژگی‌های ورودی مواجه هستند. با این وجود، رویکردهای پیشرفته‌تر یادگیری عمیق می‌تواند پیچیدگی نامطلوبی را در زمینه‌های کاربردی ارزش طول عمر مشتری اضافه کند. بنابراین، سیستمی که بتواند هم موثر و هم جامع و در عین حال ساده و قابل تفسیر باشد، برای تعیین ارزش طول عمر مشتری مناسب‌تر است. [26] آنها در مطالعه خود یک مدل رگرسیون انباشته مبتنی بر فرایادگیری را توسعه داده‌اند. آبیدر و همکاران در مطالعه 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. [27] آنها در این مطالعه یک روش جامع برای پیش‌بینی ارزش طول عمر مشتری و پیش‌بینی فعالانه تغییرات در تقسیم‌بندی مشتری ارائه کرده‌اند. اهمیت این مقاله در بخش‌بندی مشتریان و محاسبه ارزش طول عمر آنها بوده است. داندیس و همکاران در مطالعه خود به این نتیجه رسیده‌اند که اطمینان، برخورد ویژه و اعتبار برند تأثیر مثبت و معنی‌داری بر رضایت و تعهد مشتری داشته و اعتبار برند به عنوان تأثیرگذارترین عامل منجر به رضایت و تعهد مشتری و در نهایت ارزش طول عمر مشتری ظاهر می‌شود. [28] بخشی زاده و همکاران در مطالعه خود به خوشه‌بندی مشتریان پرداخته و نتایج این مطالعه نشان داده که مشتریان در 4 گروه مشتریان وفادار با ارزش بالا، مشتریان گم‌شده نامطمئن، مشتریان جدید نامطمئن و مشتریان با هزینه مصرف بالا دسته‌بندی شده‌اند. مشتریان خوشه اول با بیشترین تعداد و بیشترین ارزش طول عمر با ارزش ترین مشتریان و مشتریان خوشه چهارم، سوم و دوم به ترتیب در رتبه‌های دوم، سوم و چهارم قرار گرفته‌اند. [29]

دی مارکو و همکاران، پس از مقایسه دو الگوریتم یادگیری ماشین نشان داده‌اند که نقشه خودسازماندهی، پایگاه مشتریان خرده‌فروشی را بهتر طبقه‌بندی می‌کند. این الگوریتم با استفاده از مقادیر ارزش طول عمر مشتری و نمرات مدل RFM سه خوشه را استخراج نمود. [30] بائر و جاناچ در مطالعه خود یک روش جدید برای پیش‌بینی ارزش طول عمر مشتریان بر اساس ترکیبی از چندین تکنیک یادگیری ماشین ارائه کرده‌اند که شامل یک رویکرد یادگیری عمیق مبتنی بر شبکه‌های عصبی تکراری دنباله به دنباله رمزگذار-رمزگشا[2] با پیچیدگی‌های زمانی تقویت‌شده[3] است. نتایج مدل نشان داد که مدل مبتنی بر توالی منجر به نتایج مطلوبی می‌شود و ترکیب آن با مدل ماشین‌های تقویت گرادیان[4] دقت را بیشتر می‌کند. [31] کارنیرو و میگوییس در مطالعه خود با استفاده از RFM وزنی (تأخر، فراوانی، پول) و استفاده از تکنیک‌های داده کاوی و فرآیند تحلیل سلسله مراتبی، به طبقه‌بندی مشتریان بر اساس ارزش طول عمر آنها پرداختند. در این مطالعه، هر بخش از مشتریان با مجموعه‌ای از الگوهای خرید توصیف شده‌اند. [32]

در میان مطالعات انجام شده در داخل کشور نیز حسینی روش و مقدم نشان دادند کیفیت خدمات ارائه شده بر ارزش طول عمر مشتری تاثیر مثبت و معناداری دارد و بین ارزش طول عمر مشتری و درجه‌بندی تحویل دهندگان خدمت/کالا تفاوت معناداری وجود دارد و کیفیت خدمات ارائه شده و درجه‌بندی تحویل دهندگان خدمت/کالا تاثیر معناداری روی طول عمر مشتری دارد. [33] رجبی اصلی و همکاران نشان دادند که وجود زیرساخت ورزشی، حمایت مالی باشگاه‌ها، رفاه عمومی جامعه، اثربخشی خدمات ورزشی، مدیریت ورزشی هوشمند و مهارت مربی، تأثیر بالایی بر افزایش ارزش طول عمر مشتری در مجموعه‌های ورزشی دارد. [34] رجبی اصلی در مطالعه خود به این نتیجه رسید که پیشران‌های ارزش طول عمر مشتری به عوامل نه‌گانه (سخت‌افزاری، نرم‌افزاری، مالی، راهبردی، اجتماعی،

انگیزشی، رفتاری، فرآیندی و اجرایی) بستگی دارد. [35] صفابخش و آسایش به بخش‌بندی مشتریان بانکی بر اساس ارزش طول عمر مشتری و توانایی سوددهی آنان بر اساس مؤلفه‌هایی مانند نرخ ماندگاری، نرخ ریزش، تورم و میانگین موجودی پرداخته و مشتریان را در شش 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 بخش‌بندی کردند. [36] نتایج مطالعه قدیرمحسنی و همکاران نیز با برآورد تابع سود مشتریان بانک با استفاده از ارزش طول عمر مشتری دلالت بر اهمیت بخش‌بندی مشتریان در محاسبه ارزش طول عمر داشته است. [37] نبی زاده و روحانی در مطالعه‌ای یک مدل خوشه‌بندی و پیش‌بینی ارزش طول عمر مشتری ارائه کرده‌اند. در این مطالعه، ابتدا اعضا توسط مدل RFM و الگوریتم k-میانگین به 7 طبقه دسته‌بندی شده و سپس هر طبقه توسط روش محاسبه 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 این پژوهش، رفتار مشتریان را در هر یک از خوشه‌ها و همچنین مدل رفتار آتی آنان را نشان داده است. [38] اسفیدانی و توپااسفندیاری در مطالعه‌ای به ارائه مدل شناخت ارزش طول عمر مشتریان پرداخته و نتایج تحقیق ایشان حاکی از تاثیر مثبت و معنادار تعهد عاطفی، تعهد حسابگرانه، وفاداری رفتاری و هزینه‌های تعویض بر ارزش طول عمر مشتریان می‌باشد. [39]

جدول 1. خلاصه مرور پیشینه تحقیق

محقق (سال)	هدف	رویکرد
دانکرز و همکاران [23]	محاسبه ارزش طول عمر مشتری	رگرسیون خطی ساده
باتسلام و همکاران [24]	محاسبه ارزش طول عمر مشتری	مدل بتا هندسی اصلاح شده
داندیس و همکاران [25]	عوامل موثر بر ارزش طول عمر مشتری	مدل معادلات ساختاری
گاگیل و همکاران [26]	محاسبه ارزش طول عمر مشتری	رگرسیون انباشته مبتنی بر فرایادگیری
آبیدر و همکاران [27]	پیش‌بینی ارزش طول عمر مشتری	کیفی
داندیس و همکاران [28]	عوامل موثر بر ارزش طول عمر مشتری	مدل معادلات ساختاری
بخشی زاده و همکاران [29]	خوشه‌بندی مشتریان	الگوریتم K میانگین
دی مارکو و همکاران [30]	خوشه‌بندی مشتریان	نقشه خودسازماندهی SOM
بائر و جاناچ [31]	پیش‌بینی ارزش طول عمر مشتریان	شبکه عصبی مصنوعی
کارنیرو و میگوییس [32]	طبقه‌بندی مشتریان بر اساس ارزش طول عمر	RFM وزنی، داده کاوی و تحلیل سلسله مراتبی
حسینی روش و مقدم [33]	عوامل موثر بر ارزش طول عمر مشتری	مدل معادلات ساختاری
رجبی اصلی و همکاران [34]	عوامل موثر بر ارزش طول عمر مشتری	مدل معادلات ساختاری
صفابخش و آسایش [36]	بخش‌بندی مشتریان بانکی بر اساس ارزش طول عمر مشتری	خوشه‌بندی
قدیرمحسنی و همکاران [37]	ارزش طول عمر مشتری	برآورد تابع سود مشتریان
نبی زاده و روحانی [38]	پیش‌بینی ارزش طول عمر مشتری	الگوریتم K میانگین، رگرسیون لجستیک، شبکه عصبی مصنوعی
اسفیدانی و توپااسفندیاری [39]	شناخت ارزش طول عمر مشتریان	مدل معادلات ساختاری
مطالعه حاضر	تحلیل ارزش طول عمر مشتریان	شبکه‌های عصبی مصنوعی SOM و زنجیره مارکوف

همان‌طور که در مطالعات پیشین مشهود است، یکی از مهم‌ترین رویکردها برای پیگیری بخشی از برنامه تجربه مشتری، ارزش طول عمر مشتری است و اندازه‌گیری میزان ارزش مشتری برای سازمان‌ها، نه فقط براساس خرید، بلکه بر اساس روابط کلی است و مورد توجه بیشتر تحقیقات بوده است.

روش اصلی مورد استفاده در غالب تحقیقات، استفاده از زنجیره مارکوف است. [26] مزیت استفاده از زنجیره 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. [11] مدل‌های زنجیره مارکوف پیشنهادی در مطالعات پیشین، ماتریس احتمال انتقال وضعیت را با استفاده از کل داده‌های

بازه زمانی مورد بررسی تخمین می‌زنند که با این روش، احتمال تغییر رفتار مشتری نادیده گرفته می‌شود و ممکن است در مقاطع زمانی کوچکتر رخ دهد. در تمام مدل‌های ارائه شده در مطالعات پیشین، محاسبه ارزش طول عمر مشتری با استفاده از مدل‌سازی زنجیره مارکوف، ماتریس احتمال انتقال به صورت ماتریسی با درایه‌های ثابت تخمین زده شده است. [27] 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 بازه زمانی مورد بررسی ثابت نبوده و به صورت پویا تغییر کند. از آنجایی که تخمین درست مقادیر احتمال‌های گذار، اثر مستقیمی بر 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. از این‌رو، در مطالعه 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 و درآمد مورد انتظار از هریک از مشتریان بر اساس احتمالات انتقال وضعیت آنها از یک خوشه به خوشه دیگر محاسبه شده و مبنای محاسبه ارزش طول عمر مشتریان قرار گرفته است. بنابراین، این مطالعه با رویکردی متفاوت به محاسبه ارزش طول عمر مشتریان، دارای دانش افزایی نسبت به مطالعات پیشین است.

3. روش پژوهش

این مطالعه از نظر تکنیک و روش، مبتنی بر مدل‌سازی ریاضی برای طراحی مدل خوشه‌بندی با شبکه عصبی خودسازمانده و مدل‌سازی زنجیره مارکوف در تحلیل وضعیت مشتریان است. از نظر افق زمانی، تک مقطعی است و در یک بازه زمانی خاصی مورد بررسی قرار گرفته است. نوع این تحقیق، از لحاظ ابزار جمع‌آوری اطلاعات، توصیفی است و از نظر هدف، کاربردی است. جامعه آماری تحقیق حاضر شامل کلیه مشتریان بانک دیجیتال پاسارگاد در سال‌های 1399 تا 1401 است که اطلاعات مرتبط با تراکنش‌های آنان شامل: تازگی تراکنش، تعداد تراکنش‌ها و حجم تراکنش‌ها در پایگاه داده‌های شرکت داتیس آرین قشم موجود باشد. تعداد مشتریانی که اطلاعات مورد نیاز برای آنها در دسترس بوده و ثبت شده برابر با 2353419 نفر است. با توجه به حجم بزرگ، اما محدود جامعه آماری، جهت تعیین حجم نمونه از رابطه نمونه‌گیری کوکران برای جامعه با حجم مشخص استفاده شد. در این رابطه، خطای برآورد برابر با 0/05 در نظر گرفته شده و سطح اطمینان برابر با 95 درصد لحاظ شد. بنابراین، با جانهی مقادیر این پارامترها در رابطه نمونه‌گیری کوکران، حجم نمونه برابر با 385 نفر به‌دست آمد که به منظور نمونه‌گیری از بین مشتریان، از روش نمونه‌گیری تصادفی ساده استفاده شد. قابل ذکر است که تجزیه و تحلیل داده‌ها در نرم افزار آماری R ویرایش 4,1,3 و با استفاده از کتابخانه SOM انجام شده است.

3-1. خوشه‌بندی مشتریان

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

شاخص تاخر(R): متوسط تعداد روزهایی که بین هر دو تراکنش متوالی مشتری در طول یک هفته وجود دارد. این شاخص برای دوره 3 ساله 1399 تا 1401 با تواتر هفتگی ثبت می‌شود. برای محاسبه این متغیر، تراکنش‌های هر مشتری در طول هریک از 156 هفته مورد مطالعه ثبت و فاصله زمانی بین هر دو تراکنش متوالی در هر هفته (در واحد 1 روز) محاسبه می‌شود. متوسط فاصله زمانی بین هر دو تراکنش متوالی در طول یک هفته، به عنوان شاخص تأخر برای آن مشتری در طول هفته مورد نظر در نظر گرفته می‌شود. مقادیر اعشاری برای این متغیر، نشان از تأخر کمتر از 1 روز دارند.

شاخص تناوب (F): تعداد تراکنش‌های مشتری در طول یک هفته که در دوره زمانی 1399 تا 1401 و برای تعداد 156 هفته در 3 سال ثبت می‌شود.

شاخص پولی (M): مجموع گردش حساب مشتری در طول یک هفته که در دوره زمانی 3 ساله 1399 تا 1401 با تواتر هفتگی ثبت می‌شود. این مقدار برابر با مجموع ارزش کل تراکنش‌های انجام شده توسط مشتری (واریز/برداشت) در طول هر هفته است.

از آنجا که تعیین ارزش طول عمر مشتریان نیازمند معیارهای دیگری برای سنجش هزینه تبلیغات صرف شده برای هر مشتری و سودآوری حاصل از هر مشتری است، دو متغیر دیگر که در این تحقیق مورد استفاده قرار می‌گیرد عبارتند از:

هزینه تبلیغات (P): برابر با مجموع هزینه‌های تبلیغاتی تحمیل شده به بانک برای هر مشتری در طول یک هفته است که در دوره زمانی 3 ساله 1399 تا 1401 با تواتر هفتگی ثبت می‌شود.

درآمد حاصل از تراکنش‌های مشتری (Rev): برابر با مجموع درآمدهای حاصل از تراکنش‌های بانکی مشتری در طول یک هفته است که در دوره زمانی 3 ساله 1399 تا 1401 با تواتر هفتگی ثبت می‌شود.

در این تحلیل، ویژگی‌های RFM به عنوان ویژگی‌های اصلی مشاهدات به منظور خوشه‌بندی مشتریان در نظر گرفته می‌شوند. این تحلیل برای هر هفته به طور جداگانه انجام می‌شود و وضعیت تعلق هر مشتری به هر خوشه تعیین می‌گردد. بنابراین اگر فرض کنیم که $(X_{Ri}^{j}, X_{Pi}^{j}, X_{Mi}^{j})$ معرف بردار مقادیر RFM برای مشتری i در هفته j ام باشد، آنگاه پس از انجام تحلیل به تعداد هفته‌های مورد مطالعه (156 هفته)، تعداد 156 وضعیت متفاوت برای تعلق مشتری i به یکی از خوشه‌ها ثبت می‌شود. بنابراین خروجی حاصل از این تحلیل، شامل یک ماتریس انتقال وضعیت مشتریان از خوشه‌ای به خوشه دیگر طی 156 هفته متوالی است.

2-3. تشکیل زنجیر مارکوف خوشه‌ها برای مشتریان

پس از دسته‌بندی مشتریان، به ارائه مدلی جهت پیش‌بینی وضعیت آتی آنان با کمک زنجیره‌های مارکوف پرداخته شده است. طبق مدل‌های زنجیره مارکوف برای رفتار مشتری، مشتری شرکت را می‌توان در یکی از N حالت ممکن خوشه‌بندی نمود که این خوشه‌ها با مجموعه {N-1، ...، 2، 1، 0} نشان داده می‌شود.

به عنوان مثال مشتریان را می‌توان به چهار گروه طبقه‌بندی کرد: مشتری با ارزش کم (حالت 1)، مشتری با ارزش متوسط (حالت 2) و مشتری با ارزش زیاد (حالت 3) و مشتری با ارزش خیلی زیاد (حالت 4). یک مدل زنجیره‌ای مارکوف با N حالت مختلف، با ماتریس احتمال انتقال وضعیت آن با ابعاد N×N و نماد P مشخص می‌شود. هر درایه این ماتریس با نماد p_{ij} شناخته می‌شود و این مقدار برابر با احتمال انتقال وضعیت مشتری از وضعیت (خوشه) i به وضعیت (خوشه) j است. بنابراین احتمال باقی ماندن مشتری در وضعیت i برابر با مقدار روی قطر اصلی ماتریس احتمال انتقال وضعیت و برابر با p_{ii} است.

اگر فرض شود زنجیره مارکوف غیرقابل کاهشی باشد (حالت‌ها یا وضعیت‌های آن قابل حذف نباشند)، آنگاه توزیع مانای $\boldsymbol{p}$ وجود دارد که نشان دهنده احتمال قرارگیری هر مشتری در هریک از وضعیت‌های N-گانه در زمان شروع فرایند است. یعنی:

$$\boldsymbol{p} = (\boldsymbol{p}_0, \boldsymbol{p}_1, ..., \boldsymbol{p}_{N-1})^T; \quad \sum_{i=0}^{N-1} \boldsymbol{p}_i = 1, \quad \boldsymbol{p}_i \geq 0 \qquad \textbf{(1)}$$

در این بردار، $\boldsymbol{p}_i$ معرف قرارگیری هریک از مشتریان در وضعیت i ام زنجیر مارکوف در زمان شروع فرایند و T نماد ترانهاده بردار است. بنا به فرض مانایی توزیع رابطه زیر برقرار است:

$$\boldsymbol{p} = P\boldsymbol{p} \qquad \textbf{(2)}$$

بنابراین، احتمال باقی ماندن مشتری در وضعیتی غیر از صفر (احتمال نگهداشت مشتری) با استفاده از توزیع مانای $\boldsymbol{p}$، برابر است با:

$$\sum_{i=1}^{N-1}\left(\frac{\boldsymbol{p}_i}{\sum_{j=1}^{N-1}\boldsymbol{p}_j}\right)(1-p_{i0}) = 1-\frac{1}{1-\boldsymbol{p}_0}\sum_{i=1}^{N-1}\boldsymbol{p}_i p_{0i}$$

$$= 1-\frac{\boldsymbol{p}_0(1-p_{00})}{1-\boldsymbol{p}_0} \qquad \textbf{(3)}$$

در این گام، وضعیت قرارگیری مشتریان در هریک از خوشه‌ها، تعیین کننده یک زنجیر مارکوف است. بنابراین زنجیره مارکوف تشکیل شده از خوشه‌های مشتریان، شامل تعداد N وضعیت (خوشه) و طول 156 مشاهده برای هر مشتری است. خروجی این بخش شامل یک ماتریس وضعیت است که دارای 156 ستون و سطرهایی برابر با تعداد مشتریان است. این ماتریس را با M نمادگذاری و مقدار درایه m_{ij} در این ماتریس نشان دهنده وضعیت مشتری i در یکی از خوشه‌ها در هفته j ام است. مقدار این درایه‌ها با یکی از مقادیر {N-1، ...، 2، 1، 0} برابر است.

به منظور براورد ماتریس پویای انتقال وضعیت، ابتدا مشتریان بر حسب میزان هزینه‌های تبلیغاتی‌شان به دو گروه: 1) هزینه تبلیغات کم و 2) هزینه 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 156 هفته مورد مطالعه براورد شده و مشتریان بر حسب متوسط هزینه‌های تبلیغاتی آنها به دو گروه مشتریان هزینه تبلیغاتی کم و زیاد طبقه‌بندی شده‌اند. برای تفکیک مشتریان به این دو گروه از تحلیل خوشه‌ای استفاده شده است. بنابراین ماتریس M به‌دست آمده از وضعیت مشتریان در مرحله قبل، به 2 زیر-ماتریس با تعداد 156 ستون و سطرهایی برابر با تعداد مشاهدات هریک از گروه‌های تبلیغاتی تفکیک می‌شود که آنها را با M_1 و M_2، درایه‌های آنها را با m_{ij}^1 و m_{ij}^2 و ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت آنها با P_1 و P_2 نام‌گذاری می‌شود. سپس ماتریس احتمالات انتقال وضعیت مشتری برای هریک از ماتریس‌های M_1 و M_2 به طور جداگانه و به صورت زیر برآورد می‌شود.

1) 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 درایه p_{ij} در ماتریس احتمال انتقال وضعیت P_1 و P_2 است.

2) در ستون اول هریک از ماتریس‌های M_1 و M_2 تعداد مشتریانی که در هریک از وضعیت‌های i قرار دارند، شمرده می‌شوند و بر تعداد کل مشتریان آن ماتریس تقسیم می‌شوند. حاصل این محاسبات، برآورد توزیع‌های اولیه وضعیت مشتریان در هریک از این ماتریس‌ها خواهد بود.

بنابراین، حاصل خروجی‌های این بخش، تعداد 2 ماتریس احتمال انتقال وضعیت P_1 و P_2 و 2 بردار وضعیت‌های اولیه $\boldsymbol{p}^{(1)}$ و $\boldsymbol{p}^{(2)}$ است که هریک از آنها متناظر با یکی از وضعیت‌های هزینه‌های تبلیغاتی هستند. مجموع درایه‌های هریک از سطرهای این ماتریس‌ها برابر با 1 خواهد بود. بنابراین مقادیر احتمال نگهداشت مشتریان در هریک از وضعیت‌های تبلیغاتی، با استفاده از رابطه 3 قابل محاسبه است.

3-3. درآمدزایی مورد انتظار مشتریان

در این بخش از مدل مارکوف در برآورد ارزش طول عمر مشتریان استفاده می‌شود. در این حالت، اگر c_{ij} معرف مقدار درآمد حاصل از مشتری j باشد که در وضعیت i عاید شرکت می‌کند، آنگاه درآمد مورد انتظار این مشتری برابر است با:

$$E.\mathrm{Re}v_i = \sum_{i=0}^{N-1} c_{ij}\,\boldsymbol{p_i} \qquad \textbf{(4)}$$

احتمال نگهداشت رابطه 3 و درآمد مورد انتظار رابطه 4 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 به طور قابل توجهی متفاوت باشد. بنابراین، تحت رابطه 4، می‌توان ارزش طول عمر هر مشتری را در هریک از خوشه‌های شناسایی شده از تحلیل SOM و تحت شرایط زمان-متغیر حاصل از زنجیر مارکوف محاسبه نمود.

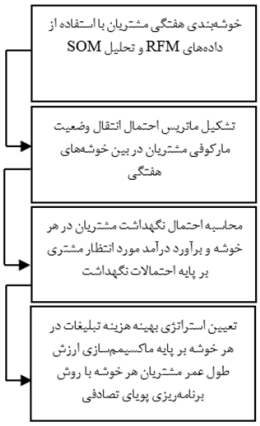
4-3. ارزش طول عمر مشتریان مبتنی بر خوشه‌های SOM و احتمالات انتقال وضعیت

برای محاسبه ارزش طول عمر مشتریان در هریک از خوشه‌ها و با توجه به احتمالات انتقال وضعیت مشتری از خوشه‌ای به خوشه دیگر، به بیشینه‌سازی درآمد مورد انتظار از هر مشتری تحت شرایط احتمالات انتقال وضعیت او و در افق زمانی نامتناهی پرداخته می‌شود. علت استفاده از افق زمانی نامتناهی، حصول شرایط ایده‌آل، یعنی حفظ مشتری به صورت مادام العمر است. بنابراین مدل برنامه‌ریزی پویای تصادفی در افق نامتناهی به صورت رابطه 5 تبیین می‌گردد:

$$\upsilon_i = \max\{E.\mathrm{Re}v_i^{(1)} - d_1 + \alpha\sum_{j=0}^{N-1} p_{ij}^{(1)}\upsilon_j \ ,$$
$$E.\mathrm{Re}v_i^{(2)} - d_2 + \alpha\sum_{j=0}^{N-1} p_{ij}^{(2)}\upsilon_j \ \} \qquad \textbf{(5)}$$

به طوری که در این مدل، υ_i برابر با ارزش طول عمر مشتریان در وضعیت (خوشه) i است. $E.\mathrm{Re}v_i^{(k)}$ برابر با درآمد مورد انتظار از مشتریان در وضعیت (خوشه) i است که تحت یکی از استراتژی‌های تبلیغاتی k (k = 1، 2) قرار دارد. d_k برابر با میزان هزینه انجام شده برای تبلیغات در گروه تبلیغاتی k (k = 1، 2) است. $p_{ij}^{(k)}$ احتمال انتقال وضعیت مشتری از حالت i به حالت j است، در صورتی که مشتری تحت استراتژی تبلیغاتی k قرار دارد. α نرخ تنزیل درآمد مورد انتظار از مشتریان است که در این تحقیق بر پایه رابطه $\alpha = e^{-at}$ با افق زمانی 10 ساله (t =10) و نرخ بازدهی 18% سالیانه (α =0/18) برابر است با 0/1653. خروجی این تحلیل، برآورد ارزش طول عمر مشتریان در هریک از گروه‌های تبلیغاتی و با اتکا به ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت آنها است.

نمودار (1)، مراحل انجام تحلیل و پاسخ به مسئله تحقیق را بر پایه توضیحات مذکور نشان می‌دهد.



نمودار 1. روند تحلیل داده‌ها و بهینه‌یابی استراتژی تبلیغات

4. یافته‌ها

در این بخش اطلاعات مربوط به هریک از متغیرهای تحقیق با تواتر هفتگی و در مجموع برای 156 هفته جمع‌آوری شده و مبنای تحلیل قرار گرفته است. بنابراین تعداد 60060 ردیف مشاهده مربوط به تعداد 385 مشتری در تحلیل‌های آماری تحقیق مورد استفاده قرار

گرفته‌اند. جدول 2 شاخص‌های توصیفی هریک از متغیرهای مورد مطالعه در تحلیل رفتار مشتریان را نشان می‌دهد.

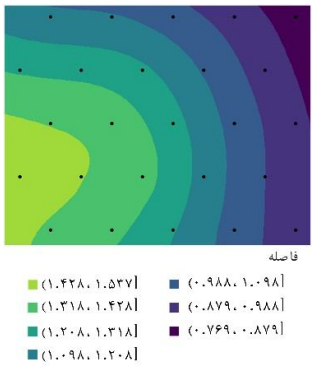
جدول 2. توصیف متغیرها

متغیر	نماد	میانگین	میانه	بیشترین	کمترین	انحراف معیار
شاخص تاخر	R	1/5778	1/5827	3	0/15	0/81934
شاخص تناوب	F	16/55	17	29	4	7/498
شاخص پولی	M	251955046/9	203801348/8	868913107	2122996	192403725/34
هزینه تبلیغات	P	908229/6	754240/80	2899302	40065	625974/430
درآمد حاصل از تراکنش ها	Rev	503503/6	380183/70	2550608	3168	427840/236

باتوجه به شاخص‌های ارائه شده در جدول 2 مشاهده می‌شود که شاخص تأخر که بیان کننده میانگین تعداد روز سپری شده بین دو تراکنش متوالی مشتری در هر هفته است، به طور میانگین برابر با 1/5778 روز براورد شده است. شاخص تناوب که تبیین کننده تعداد تراکنش‌های هر مشتری در طول یک هفته است به طور میانگین برابر با 16/55 بدست آمده و نشان می‌دهد که متوسط تعداد تراکنش‌های مشتریان جامعه آماری هدف در طول هر هفته برابر با این مقدار بوده است. شاخص پولی به عنوان مجموع گردش حساب مشتری در طول یک هفته با مقدار متوسط 251955046/90 ریال نشان دهنده این است که هر مشتری به طور متوسط در طول یک هفته از کل 156 هفته مورد مطالعه، گردش حسابی برابر با این مقدار داشته است. هزینه تبلیغات نیز نشان دهنده مجموع هزینه‌های تبلیغاتی تحمیل شده به بانک برای هر مشتری در طول یک هفته است که به طور میانگین برابر با 908229/60 ریال برآورد شده است. همچنین درآمد حاصل از تراکنش‌های مشتریان نیز در طول یک هفته به طور متوسط برابر با 503503/61 بوده است.

1-4. خوشه‌بندی SOM مشتریان

در این تحلیل، مشتریان در هر هفته با توجه به وضعیت توأم شاخص‌های سه گانه RFM، به 4 خوشه (آبرکلاس[5]) دسته‌بندی شده‌اند. برای این منظور ابتدا تعداد 25 نگاشت اولیه (سلول) از مشتریان ایجاد شده و این 25 نگاشت به تعداد 4 آبرکلاس یا خوشه کلی‌تر تقسیم شده‌اند. نمودار 1، نقشه حرارتی[6] یکی از 156 تحلیل انجام شده را برای نگاشت‌های اولیه در تعداد 7 خوشه میانی، به همراه بازه‌های تشخیصی نگاشت‌ها از یکدیگر نشان می‌دهد.



نمودار 2. نقشه حرارتی نگاشت‌های 25 گانه حاصل از تحلیل SOM بر روی مقادیر RFM مشتریان در یک هفته

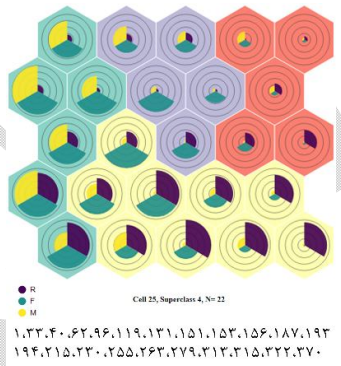
همان‌طور که در نمودار 2 نیز مشاهده می‌شود، ابتدا تعداد 25 بردار گره از کل مشاهدات RFM در یک هفته تشکیل می‌شود و سپس این بردارهای گره در تعداد 7 لایه بر اساس حداقل فاصله مشاهدات از مرکز دسته (گره) تفکیک شده‌اند. مقادیر سمت راست نمودار، نشان دهنده نقاط مرزی تفکیک لایه‌ها از یکدیگر است. در واقع، مجسم‌سازی SOM بر پایه این گره‌ها انجام می‌شود و هر بردار گره دارای ویژگی‌های زیر است:

- ✓ یک موقعیت ثابت در شبکه SOM دارد.
- ✓ هر گره شامل اطلاعات مربوط به تمامی متغیرها است.
- ✓ هر بردار گره شامل اطلاعات مربوط به چندین مشاهده است. مشاهداتی که از نظر RFM کمترین فاصله اقلیدسی را با مرکز گره دارند، در آن بردار گره دسته‌بندی می‌شوند. بنابراین، یک گره می‌تواند چندین نمونه ورودی را نشان دهد.

ویژگی اصلی SOM این است که ویژگی‌های توپولوژیکی داده‌های ورودی اصلی روی نقشه حفظ می‌شوند. این بدان معناست که مشاهدات مشابه (بر حسب متغیرهای ورودی) در شبکه SOM نزدیک به هم قرار می‌گیرند. به عنوان مثال، تمام مشتریانی که دارای شاخص تاخری در حدود 0/5، شاخص تناوبی در حدود 10 و شاخص

پولی در حدود 10000000 ریال باشند، در همان ناحیه از شبکه نگاشت می‌شوند. افرادی با شاخص‌های RFM بسیار متفاوت تر، در نقاط دیگری از نقشه دسته‌بندی می‌شوند.

پس از تشکیل بردار گره‌ها، تعداد کل گره‌ها به 4 خوشه اصلی یا سوپر کلاس طبقه‌بندی شده‌اند. تعداد آبَرکلاس‌ها بر اساس روش SSE و کمینه‌سازی مجموع فواصل گره‌ها از مراکز دسته تعیین شده است. نمودار 3، تفکیک بردار گره‌های 25 گانه به تعداد 4 آبَرکلاس کلی تر را در همان هفته‌ای نشان می‌دهد که نقشه حرارتی آن ارائه شده است.



نمودار 3. نقشه SOM آبَرکلاس‌های مشتریان در طول یک هفته

مطابق با نمودار 3 مشاهده می‌شود که تعداد 25 بردار گره اولیه، به 4 آبَرکلاس کلی‌تر تفکیک شده‌اند که هر آبَرکلاس با یک رنگ متفاوت در نمودار مشخص شده است. هر بردار گره، همان‌طور که پیش‌تر نیز اشاره شد بر اساس وضعیت کلی هر سه متغیر ورودی RFM تشکیل شده که در نمودار 3، شدت مقادیر هریک از این متغیرها در هر بردار گره با استفاده از نمودار دایره‌ای مشخص شده است. به عنوان مثال، سوپر کلاس اول با رنگ قرمز، نشان دهنده بردارهای گره حاصل از مشاهداتی است که مقادیر RFM آنها کوچک است. آبَرکلاس دوم با رنگ بنفش نشان دهنده بردارهای گره حاصل از مشاهداتی است که تناوب تراکنش (F) آنها بزرگ است. آبَرکلاس سوم نیز با رنگ سبز نشان دهنده بردارهای گره حاصل از مشاهداتی است که مقادیر دو متغیر F و M در آنها بزرگ بوده است. در حالی که سوپر کلاس چهارم با رنگ زرد نشان دهنده بردارهای گره حاصل از مشاهداتی است که مقادیر تأخر (R) در آنها بزرگ بوده است.

با توجه به نتایج گرافیکی این تحلیل، مشاهده می‌شود که برای هریک از مشتریان در هر هفته، یک وضعیت قابل تشخیص است که نشان دهنده وضعیت قرارگیری مشتری در یکی از خوشه‌های 4 گانه تحلیل SOM است. بنابراین، با انجام این تحلیل بر روی تمامی 156 هفته مورد مطالعه، برای هر مشتری یک زنجیر مارکوف با 156 عنصر تشکیل می‌شود که نشان دهنده وضعیت‌های متوالی مشتریان از منظر خوشه‌های RFM است. جدول 3 نتایج ارزیابی معیارهای کیفی این تحلیل را برای تعداد 156 هفته نشان می‌دهد.

جدول 3. معیارهای کیفی تشکیل آبَرکلاس‌ها در تحلیل SOM برای 156 هفته

شاخص عملکرد کیفی	متوسط	بیشترین	کمترین
خطای کوانتیزاسیون	0/240162	0/263433	0/218755
درصد واریانس تبیین شده	91/973397	92/69	91/20
خطای توپوگرافی	0/205877	0/309091	0/116883
خطای کاسکی-لاگز	1/801255	2/116103	1/579139

در جدول 2، «کوانتیزاسیون» را می توان خطای ناشی از گرد کردن اعداد دانست که بر دقت محاسبات تاثیرگذار است. مقدار متوسط این خطا در تحلیل‌های انجام شده برابر با 0/240162 بدست آمده که با توجه به مقیاس متغیرهای تحقیق، مقدار قابل قبولی به نظر می‌رسد. همچنین در تحلیل‌های SOM انجام شده به طور متوسط می‌توان 91/97 درصد از تغییرات موجود در داده‌ها را کنترل و تبیین نمود. به بیان دیگر، تفکیک مشاهدات به بردار گره‌ها و سپس آبَرکلاس‌ها تنها منجر به از دست رفتن کمتر از 9 درصد از کل اطلاعات موجود در داده‌ها شده است. خطای توپوگرافی نیز نشان دهنده میزان خطای پیوستگی در نمودارهای حاصل از تحلیل است که به طور متوسط برابر با 0/205877 به‌دست آمده و این مقدار نیز با توجه به مقیاس بزرگ متغیرهای تحقیق قابل اغماض بوده است. خطای کاسکی-لاگز (1996)، 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 نمونه شبیه با آنها است. در واقع، این معیار، معیاری برای سنجش عدم تشابه بین دو SOM است و این مقدار کمترین مقدار خطای ممکن برای تشکیل آبَرکلاس‌ها از بردارهای گره بوده است. در واقع، تشکیل آبَرکلاس‌ها از بردارهای گره بر پایه کمینه‌سازی خطاهای کوانتیزاسیون، توپوگرافی و کاسکی-لاگز و بیشینه‌سازی درصد

واریانس تبیین شده انجام می‌شود. به منظور ارزیابی عملکرد این روش خوشه‌بندی مشتریان، از 3 روش خوشه‌بندی مبتنی بر چگالی، خوشه‌بندی مبتنی بر توزیع و خوشه‌بندی K-میانگین نیز استفاده شده که نتایج عملکرد هریک از این روش‌ها نسبت به میزان تبیین تغییرات در داده‌ها به شرح جدول 4 بوده است.

جدول 4. عملکرد روش خوشه‌بندی SOM در مقایسه با روش‌های سنتی

روش خوشه‌بندی	تعداد خوشه های پیشنهادی	درصد واریانس تبیین شده
SOM	4	91/973397
K-میانگین	6	84/32216
مبتنی بر چگالی	3	87/151097
مبتنی بر توزیع	4	86/690851

مطابق با نتایج جدول 4 مشاهده می شود که روش شبکه عصبی خودسازمانده عملکرد بهتری در تبیین تغییرات موجود در خوشه‌ها داشته است. الگوریتم K-میانگین به عنوان متداول‌ترین و البته ساده‌ترین روش خوشه‌بندی، توانسته تقریباً 84 درصد از تغییرات موجود در خوشه‌ها را تبیین نماید، در حالی که روش‌های خوشه‌بندی مبتنی بر چگالی و مبتنی بر توزیع به ترتیب 87 و 86 درصد از تغییرات موجود بین خوشه‌ها را تبیین می‌کنند. در الگوریتم K-میانگین، از معیار فاصله خطی بین مشاهدات در هر خوشه بهره گرفته می‌شود، در حالی که روش مبتنی بر چگالی، مناطق تمرکز مشاهدات را شناسایی کرده و بنابراین، مشاهدات دورافتاده را از تحلیل حذف می‌نماید. در روش مبتنی بر توزیع نیز با فرض گاوسی بودن توزیع مشاهدات در هر خوشه، اقدام به خوشه‌بندی مشاهدات می‌شود که یک فرض سخت بر روی داده‌های طبیعی است. بنابراین، عملکرد بهتر روش شبکه عصبی خودسازمانده نسبت به روش‌های مذکور، دور از انتظار نبوده است.

2-4. ماتریس احتمال انتقال وضعیت مشتریان

پس از طبقه‌بندی مشتریان در آبَرکلاس‌های تحلیل SOM طی 156 هفته، برای هر مشتری یک زنجیره مارکوف با 156 عضو ایجاد شد که هر عضو از این زنجیره نشان دهنده وضعیت تعلق مشتری به یکی از خوشه‌های 4 گانه در آن هفته است. بنابراین ماتریس احتمال انتقال وضعیت هر مشتری از یک خوشه به خوشه دیگر بر پایه تغییر وضعیت‌های i به j نسبت به کل وضعیت‌های i محاسبه شد (4، 3، 2، 1 = i و j). از آنجا که امکان گزارش این نتایج برای هر مشتری وجود نداشته، نتایج حاصل از ماتریس احتمال انتقال وضعیت تمامی مشتریان در جدول 5 ارائه شد.

جدول 5. ماتریس احتمال انتقال وضعیت مشتریان در آبَرکلاس ها

وضعیت انتقالی / وضعیت پایه	خوشه 1	خوشه 2	خوشه 3	خوشه 4
خوشه 1	0/2789486	0/2434439	0/2499102	0/2276973
خوشه 2	0/2805688	0/2536052	0/2430747	0/2227514
خوشه 3	0/2854906	0/2506298	0/2476340	0/2162457
خوشه 4	0/2742767	0/2599985	0/2363759	0/2293489

مطابق با نتایج جدول 5 مشاهده می‌شود که احتمال انتقالات وضعیت مشتریان از یک خوشه به خوشه‌ای دیگر تقریباً یکنواخت توزیع شده است. به طور کلی، مشتریانی که در یک هفته در خوشه 1 قرار دارند، با بیشترین احتمال، در همان خوشه باقی خواهند ماند. مشتریانی که در یک هفته در خوشه 2 قرار دارند، در هفته بعد با بیشترین احتمال، از خوشه 2 به خوشه 1 تغییر وضعیت می‌دهند. مشتریانی که در خوشه‌های 3 و 4 قرار دارند نیز در هفته بعد، با بیشترین احتمال به خوشه 1 تغییر وضعیت می‌دهند. این نتایج، نشان می‌دهد که یک گرایش کلی در مشتریان از منظر متغیرهای RFM به قرارگیری در خوشه 1 وجود دارد و مشتریان در هر خوشه دیگری، با بیشترین احتمال، در هفته آینده به خوشه 1 تغییر وضعیت می‌دهند. اگرچه مقدار فزونی این احتمال نسبت به سایر احتمالات انتقال وضعیت، زیاد نیست و اختلاف اندکی بین مقادیر احتمالات 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 اولیه مشتریان نیز تحت رابطه 2 برآورد شده که احتمال قرارگیری هر مشتری در هریک از خوشه‌های 4 گانه تحلیل را نشان می‌دهد.

جدول 6. بردار احتمال وضعیت مشتریان در آبَرکلاس ها

	خوشه 1	خوشه 2	خوشه 3	خوشه 4
احتمال قرارگیری در خوشه	0/2311688	0/2129870	0/4155844	0/1402597

باتوجه به نتایج جدول 6 که توزیع مانای زنجیر مارکوف را برای کلیه مشتریان بانک نشان می‌دهد، می‌توان نتیجه گرفت که در لحظه شروع فرایند (اولین هفته مطالعاتی تحقیق)، 23/11 درصد از مشتریان در خوشه اول با بیشترین مقادیر RFM کوچک، 21/29 درصد در خوشه دوم با مقادیر تناوب تراکنش بزرگ (F)، 41/55 درصد در خوشه سوم با مقادیر F و M بزرگ و 14/02 درصد نیز در خوشه چهارم با تأخر (R) بزرگ قرار داشته‌اند. مقایسه مقادیر این احتمالات نشان می‌دهد که در اولین هفته مطالعه، مشتریان با بیشترین فراوانی در خوشه سوم قرار داشته‌اند و کمترین فراوانی نیز مربوط به خوشه چهارم مشتریان بوده است. بر اساس نتایج این جدول، به نظر می‌رسد که بخش عمده‌ای از مشتریان بانک مورد مطالعه را مشتریانی با تناوب و شاخص پولی بالا تشکیل می‌دهند که این ویژگی را می‌توان یک مزیت بالقوه برای بانک در راستای یاست‌گذاری اعتباری بر روی این گروه از مشتریان به شمار آورد.

3-4.ماتریس احتمالات انتقال وضعیت تحت استراتژی‌های تبلیغاتی

پس از محاسبه ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت مشتریان، به منظور محاسبه احتمالات نگهداشت مشتریان و همچنین درآمد مورد انتظار مشتریان در گروه‌های تبلیغاتی مختلف، بر پایه احتمالات انتقال وضعیت، مشتریان به دو گروه بر اساس هزینه‌های تبلیغاتی انجام شده برای آنها دسته‌بندی شدند. برای این منظور از تحلیل خوشه‌ای مشتریان استفاده شد. ابتدا متوسط هزینه‌های تبلیغاتی انجام شده برای هر مشتری طی 156 هفته محاسبه شده و سپس بر پایه متوسط هزینه‌های تبلیغاتی، مشتریان به دو گروه از مشتریان با هزینه تبلیغاتی بالا و پایین طبقه‌بندی شدند. جدول 7 نتایج حاصل از خوشه‌بندی مشتریان بر اساس هزینه‌های تبلیغاتی آنها را نشان می‌دهد.

جدول 7. خوشه‌بندی مشتریان بر اساس متوسط هزینه‌های تبلیغاتی

شاخص‌ها	خوشه 1	خوشه 2
مراکز دسته خوشه‌ها	945790/0896	864090/7210
تعداد مشتریان در هر خوشه تبلیغاتی	208	177
آماره F تحلیل واریانس (معناداری)	623/585 (0/000)	

باتوجه به نتایج جدول 7 و سطح معناداری آزمون تحلیل واریانس برای خوشه‌بندی مشتریان بر اساس متوسط هزینه‌های تبلیغاتی که کوچکتر از خطای 0/05 به‌دست آمده، می‌توان پذیرفت که خوشه‌بندی مشتریان در 2 گروه مشتریان با هزینه تبلیغاتی بالا و پایین، اختلاف معناداری بین دو گروه ایجاد کرده است. بر اساس این تحلیل، تعداد 208 مشتری در خوشه 1 و 177 مشتری در خوشه 2 قرار گرفته‌اند به طوری که خوشه 1 با مرکز دسته 945790/0896، به عنوان خوشه با هزینه تبلیغاتی بالا و خوشه 2 با مرکز دسته 864090/7210 به عنوان خوشه با هزینه 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 اولیه مشتریان در هر گروه محاسبه شد که نتایج آن به شرح جدول 8 بوده است.

جدول 8. ماتریس احتمال انتقال وضعیت مشتریان در گروه‌های تبلیغاتی

گروه تبلیغاتی	وضعیت انتقالی / وضعیت پایه	خوشه 1	خوشه 2	خوشه 3	خوشه 4
مشتریان با هزینه تبلیغاتی بالا	خوشه 1	0/2667118	0/2529359	0/2559846	0/2243677
	خوشه 2	0/2779265	0/2568752	0/2439766	0/2212217
	خوشه 3	0/2842355	0/2529309	0/2471938	0/2156398
	خوشه 4	0/2704253	0/2653889	0/2404868	0/2236989
	بردار احتمالات وضعیت اولیه	0/2307692	0/2115385	0/3990385	0/1586538

مشتریان با هزینه تبلیغاتی پایین	خوشه 1	0/2927606	0/2327301	0/2430538	0/2314555
	خوشه 2	0/2838141	0/2495890	0/2419668	0/2246301
	خوشه 3	0/2869996	0/2478632	0/2481631	0/2169741
	خوشه 4	0/2786964	0/2538128	0/2316584	0/2358324
	بردار احتمالات وضعیت اولیه	0/2316384	0/2146893	0/4350282	0/1186441

نتایج جدول 8 و مقایسه ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت در دو گروه مشتریان با هزینه‌های تبلیغاتی بالا و پایین نشان می‌دهد که اختلاف قابل ملاحظه‌ای بین احتمالات انتقال وضعیت مشتریان در دو گروه تبلیغاتی و در خوشه‌های 1 و 2 وجود ندارد. همچنین بردارهای احتمال وضعیت اولیه در دو گروه نیز مقادیر نزدیک به یکدیگر را نشان می‌دهند و این نتایج تبیین کننده این است که اگرچه اختلافات جزئی در مقادیر احتمالات انتقال وضعیت در خوشه‌های 1 و 2 مشاهده می‌شود، اما احتمال تغییر وضعیت مشتری از این خوشه‌ها به خوشه دیگر، تحت تاثیر قابل ملاحظه هزینه‌های تبلیغاتی آنها نبوده است. اما با تمرکز بر وضعیت مشتریان در خوشه‌های 3 و 4 می‌توان ملاحظه نمود که احتمال قرارگیری مشتریان در خوشه‌های سوم و چهارم (بر اساس بردار احتمال وضعیت اولیه) با توجه به هزینه‌های تبلیغاتی آنها متفاوت بوده است. بنابراین، هزینه‌های تبلیغاتی را می‌توان در توزیع احتمال اولیه وضعیت مشتریان موثر دانست و از آنجا که تغییر وضعیت مشتریان از یک هفته تا هفته دیگر تشکیل دهنده یک فرایند مارکوف است، می‌توان اثر این هزینه‌های تبلیغاتی را در انتقال وضعیت آتی مشتریان نیز بر اساس ماتریس احتمال انتقال وضعیت تقریبا یکنواخت، لحاظ نمود. با محاسبه ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت در خوشه‌های تبلیغاتی مشتریان و همچنین برآورد احتمالات وضعیت اولیه آنها، احتمال نگهداشت مشتری در هر گروه تبلیغاتی بر پایه رابطه 3 نیز محاسبه شده است. در این رابطه، نگهداشت مشتریان در هریک از خوشه‌ها (آبرکلاس ها) محاسبه شده اما خوشه (آبرکلاس) دوم که بیشترین مقادیر تناوب و مالی را داشته، به عنوان وضعیت مطلوب در نظر گرفته می‌شود. نتایج این تحلیل به شرح جدول 9 بوده است.

جدول 9. احتمال نگهداشت مشتریان در آبرکلاس‌های SOM

گروه تبلیغاتی	خوشه 1	خوشه 2	خوشه 3	خوشه 4
مشتریان با هزینه تبلیغاتی بالا	0/7800136	0/800625	0/500136	0/8536118
مشتریان با هزینه تبلیغاتی پایین	0/7867881	0/7948517	0/4210856	0/8971313

نتایج جدول 9 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. این نتایج نشان می‌دهد که احتمال نگهداشت مشتریان با هزینه‌های تبلیغاتی کم در خوشه چهارم بیشتر از احتمال نگهداشت مشتریان باهزینه‌های تبلیغاتی بالا بوده است. یعنی استراتژی تبلیغاتی بهینه برای نگهداشت مشتریانی که در خوشه چهارم تحلیل قرار می‌گیرند، مبنی بر هزینه تبلیغاتی پایین است. در حالی که برای مشتریان در خوشه سوم این وضعیت بالعکس است و استراتژی تبلیغاتی بهینه برای نگهداشت مشتریانی که در خوشه سوم تحلیل قرار دارند، مبنی بر هزینه تبلیغاتی بالا است. این در حالی است که برای مشتریان خوشه‌های اول و دوم، هزینه‌های تبلیغاتی بالا و پایین اختلاف قابل ملاحظه‌ای را در احتمال نگهداشت آنان در وضعیت کنونی ایجاد نمی‌کند. این در حالی است که پیش‌تر نیز مشاهده شد که گروه عمده مشتریان بانک را مشتریان در خوشه سوم یعنی مشتریان با تناوب و شاخص پولی بالا تشکیل می‌دهند. در حالی که احتمال نگهداشت مشتریان در این خوشه، در هریک از گروه‌های تبلیغاتی کمتر از خوشه چهارم بوده است. این یافته نشان می‌دهد که بانک مورد مطالعه برای نگهداشت مشتریان عمده خود در خوشه سوم، سیاست‌های نگهداشت ویژه‌ای را باید اتخاذ نماید تا بتواند از درآمد مورد انتظار این مشتریان، کسب سود قابل توجه نماید.

4-4. ارزش طول عمر مشتریان

به منظور محاسبه ارزش طول عمر مشتریان از حل برنامه‌ریزی پویای تصادفی در رابطه 5 استفاده شده است. در این تحلیل از درآمد مورد انتظار از مشتریان در وضعیت (خوشه)های مختلف و تحت یکی از استراتژی‌های تبلیغاتی، میزان هزینه انجام شده برای تبلیغات در گروه تبلیغاتی و ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت مشتریان به عنوان اطلاعات پایه استفاده شده و نتایج حاصل از برآورد ارزش طول عمر مشتریان در هریک از گروه‌های تبلیغاتی به شرح جدول 10 محاسبه شده است.

جدول 10. ارزش طول عمر مشتریان در گروه‌های تبلیغاتی و خوشه‌های SOM

گروه تبلیغاتی	هزینه تبلیغات	نرخ تنزیل α	خوشه	درآمد مورد انتظار	ارزش طول عمر مشتری در خوشه
مشتریان با هزینه تبلیغاتی بالا	945790/09	0/1653	خوشه 1	20786274/96	24191615
			خوشه 2	20729791/73	23849653
			خوشه 3	21837171/77	24800590
			خوشه 4	20345779/4	22900153
مشتریان با هزینه تبلیغاتی پایین	864090/72	0/1653	خوشه 1	19950112/37	23377350
			خوشه 2	19305156/8	22132280
			خوشه 3	21194436/37	23956439
			خوشه 4	18840387/35	21385392

با توجه به نتایج جدول 10 مشاهده می‌شود که ارزش طول عمر مشتریان در گروه تبلیغاتی با هزینه بالا، و در تمامی خوشه‌ها بیشتر از ارزش طول عمر مشتریان در گروه با هزینه کم تبلیغاتی بوده است. در هر دو گروه، بیشترین ارزش طول عمر مشتری مربوط به مشتریان خوشه سوم، یعنی مشتریان با تناوب و شاخص پولی بالا بوده است و کمترین ارزش طول عمر مشتری نیز مربوط به مشتریان خوشه چهارم بدست آمده است. این نتایج نشان می‌دهد که استراتژی تبلیغاتی با هزینه‌های بالاتر، ارزش طول عمر بیشتری را برای هر مشتری همراه می‌آورد. این یافته نشان می‌دهد که برای کسب ارزش طول عمر بیشتر در مشتریان، استراتژی تبلیغاتی با هزینه‌های تبلیغاتی بالا مناسب‌تر بوده است. یعنی، انجام هزینه‌های تبلیغات و بازاریابی بیشتر برای مشتریان، در تمامی خوشه‌ها، می تواند منجر به افزایش ارزش طول عمر مشتریان در آن خوشه گردد. بنابراین، فاصله گرفتن از سیاست‌های کنونی نگهداشت مشتریان، مبتنی بر تبلیغات گروهی بدون توجه به خوشه‌بندی مالی مشتریان، و تدوین استراتژی تبلیغات بر اساس جامعه هدف کوچکتر از مشتریان را می‌توان از راهکارهای مناسب برای افزایش ارزش طول عمر مشتریان در بانک مورد مطالعه به شمار آورد.

به منظور مقایسه عملکرد این روش با روش متداول پیش بینی ارزش طول عمر مشتریان، متوسط ارزش طول عمر مشتریان در این روش، با روش‌های متداول پیشین و طی یک دوره مشخص محاسبه شده است. در این مقایسه، گروه‌های تبلیغاتی مورد توجه نبوده‌اند و ارزش طول عمر مشتریان در روش‌های پایه بر اساس حاصل ضرب ارزش مشتری (حاصل ضرب متوسط تعداد تراکنش ها و متوسط درآمد حاصل از هر تراکنش) و طول دوره تعامل با مشتری در خوشه‌های معین محاسبه شده است. نتایج این مقایسه به شرح جدول 11 بوده است.

جدول 11. مقایسه عملکرد روش پیشنهادی تعیین ارزش طول عمر مشتریان

روش برآورد	درآمد مورد انتظار	متوسط ارزش طول عمر مشتریان
مبتنی بر الگوریتم K- میانگین	17063712/09	19534908
مبتنی بر چگالی داده‌ها	18512098/32	21193052
مبتنی بر توزیع داده‌ها	17988605/45	20593746
مبتنی بر شبکه عصبی خودسازمان‌ده و برنامه‌ریزی تصادفی پویا	20373638/84	23324184

با توجه به نتایج جدول 11 مشاهده می‌شود که درآمد مورد انتظار هر مشتری و ارزش طول عمر مشتریان، تحت روش پیشنهادی در این مطالعه، بیشتر از سایر روش‌های مورد مقایسه 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 این تحقیق ارائه دهند. همچنین، باید توجه داشت که بر اساس شاخص پولی معیار RFM، متوسط درآمد حاصل از تراکنش‌های هر مشتری بر اساس داده‌های تاریخی بدست آمده از رفتار مالی مشتریان برابر با 503503/6 بوده است که در مقایسه با درآمد مورد انتظار برآورد شده هر مشتری در روش پیشنهادی، بسیار کمتر است. بنابراین، بکارگیری تکنیک‌های خوشه‌بندی مبتنی بر اطلاعات RFM و برنامه‌ریزی تصادفی پویا برای تعیین هزینه‌های تبلیغات در گروه‌های مختلف مشتریان می‌تواند به طور قابل توجهی متوسط درآمد حاصل از هر مشتری را بهبود بخشد.

5. بینش‌های مدیریتی

باتوجه به یافته‌های تحقیق، به نظر می‌رسد که مطلوب‌تر است سیاست‌های تبلیغاتی بهینه بانک مبتنی بر ارزش طول عمر مشتریان انجام پذیرد و سیاست‌های کلی تبلیغاتی کنونی دستخوش تغییر گردند. خوشه‌بندی مشتریان بر پایه رفتار مالی آنها و فاصله گیری از سیاست‌های تبلیغاتی مبتنی بر رتبه اعتباری می تواند ارزش طول عمر بیشتر و در نتیجه، سودآوری بیشتری را عاید بانک نماید. در این میان، بهتر است که مشتریان با تناوب و شاخص مالی بالاتر، به دلیل پایداری بیشتر در رفتار مالی (مبتنی بر احتمال نگهداشت مشتری در خوشه سوم تحقیق) در کانون توجه سیاست‌های تبلیغاتی بانک قرار گیرند. سرمایه‌گذاری بر روی هزینه‌های تبلیغاتی مشتریان با رفتار مالی پایدار، می‌تواند سودآوری پایدارتری را برای بانک فراهم آورد.

6. نتیجه گیری

نتایج تحقیق نشان داد که خوشه‌بندی مشتریان با روش SOM می‌تواند حداقل 91 درصد از تغییرات موجود در داده‌ها را تبیین نماید که مقدار قابل توجهی است. این خوشه‌بندی از مشتریان نشان داد که هر سه عامل تاخر، تناوب و پول در تحلیل RFM مشتریان از درجه بالایی از اهمیت برخوردار بوده‌اند و خوشه‌بندی مشتریان بر پایه این عوامل، می‌تواند تفکیک مناسبی از عملکرد کلی آنها از منظر هر سه عامل ایجاد نماید. یافته‌های مطالعات دی مارکو و همکاران [30] و بائر و جاناچ [31] نیز نشان از کارایی قابل قبول رویکردهای مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی در خوشه‌بندی مشتریان داشته است. همچنین، مطالعه گاگیل و همکاران [26] نیز بر استفاده از روش‌های دقیق‌تر مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی در تحلیل خوشه‌بندی مشتریان تأکید داشته است.

با توجه به یافته‌های این تحلیل و براورد ارزش طول عمر مشتریان در هریک 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 این تحلیل به صورت همزمان هر سه عامل را با یکدیگر لحاظ می‌کند، اما نتایج حاصل از ارزش طول عمر مشتریان در این خوشه‌ها نشان می‌دهد که دسته‌بندی حاصل، منجر به تفکیک مشتریان بر حسب ارزش بالاتر شده است. از کاستی‌های این روش در خوشه‌بندی می‌توان به این اشاره کرد که تمامی عوامل در این تحلیل با یک مفهوم و در یکسو در نظر گرفته می‌شوند، در حالی که مفهومی مانند تأخر دارای پیامد منفی، اما مفاهیمی چون گردش مالی و تناوب دارای پیامدهای مثبت مالی هستند. بنابراین به نظر می‌رسد که برای تقویت این روش، می‌توان رویکردهای تصمیم‌گیری چندمعیاره را نیز اثربخش دانست و تلفیق تکنیک‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره با روش خوشه‌بندی SOM می‌تواند یک گزینه مطالعاتی قابل توجه برای سایر محققان باشد.

همچنین، ارزش طول عمر مشتریان با استفاده از ماتریس‌های احتمال انتقال وضعیت آنان برآورد گردید. نتایج این تحلیل نشان داد که استراتژی تبلیغاتی با هزینه‌های بالاتر، ارزش طول عمر بیشتری را برای هر مشتری همراه می‌آورد. بنابراین، به نظر می‌رسد که بهترین استراتژی تبلیغاتی بر اساس ارزش طول عمر پیش بینی شده مشتریان، انجام تبلیغات با هزینه بالا برای مشتریان خوشه سوم است. از جمله مطالعاتی که در این حوزه انجام شده می‌توان به مطالعات گاگیل و همکاران [26]، آبیدر و همکاران [27]، بخشی زاده و همکاران [29] و دی مارکو و همکاران [30] اشاره کرد که اهمیت خوشه‌بندی مشتریان را در تعیین ارزش طول عمر آنها تأیید کرده‌اند. اما باید توجه داشت که در تمام این تحقیقات احتمال تغییر رفتار مشتری نادیده گرفته می‌شود. در تمام مدل های ارائه شده در این مطالعات، محاسبه ارزش مشتری با استفاده از مدل‌سازی زنجیره مارکوف ماتریس احتمال انتقال را به صورت ماتریسی با درایه های ثابت

19. von Focht, T., 2022. Customer Lifetime Value–Neue Anwendungsmöglichkeiten durch Prognosemodelle. Marketing Analytics: Perspektiven–Technologien–nwendungsfelder, pp. 229-241. http://doi.org/10.1007/978-3-658-33809-1_13.
20. Libai, B., Bart, Y., Gensler, S., Hofacker, C. F., Kaplan, A., Kötterheinrich, K. and Kroll, E. B., 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.
21. Shekary, M., 2021. Calculating Customer Lifetime Value Considering Dynamic Behavior of Them Using Markov Chain Approach (Case study: Isaco). Management Research in Iran, 22(4), pp. 1-21. [In Persian]. http://doi.org/20.1001.1.2322200.1397.22.4.1.6.
22. Waarden, L.M., 2007. The effects of loyalty programs on customer lifetime duration and share of wallet. 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: A test of competing models in the insurance industry. Quant. Mark. Econ., 5, pp. 163–190. http://doi.org/10.1007/s11129-006-9016-y.
24. Batislam, E.M., Denizel, M. and Filiztekin, A., 2007. Empirical Validation and Comparison of Models for Customer Base Analysis. Int. J. Res. Mark., 24, pp. 201–209. http://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2006.12.005.
25. Dandis, A. O., Al Haj Eid, M., Griffin, D., Robin, R. and Ni, A. K., 2023. Customer lifetime value: the effect of relational benefits, brand experiences, quality, satisfaction, trust and commitment in the fast-food restaurants. The TQM Journal, Ahead-of-print. http://doi.org/10.1108/TQM-08-2022-0248.
26. Gadgil, K., Gill, S. S. and Abdelmoniem, A. M., 2023. A Meta-learning based Stacked Regression Approach for Customer Lifetime Value Prediction. Journal of Economy and Technology, ahead-of-print. http://doi.org/10.48550/arXiv.2308.08502.
27. Abidar, L., Zaidouni, D., Ikram, E. L. and Ennouaary, A., 2023. Predicting Customer Segment Changes to Enhance Customer Retention: A Case Study for Online Retail using Machine Learning. 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. Customer lifetime value: investigating the factors affecting attitudinal and behavioural brand loyalty. The TQM Journal, 34(3), pp. 476-493. http://doi.org/10.1108/TQM-12-2020-0311.
29. Bakhshizadeh, E., Aliasghari, H., Noorossana, R. and Ghousi, R., 2022. Customer Clustering Based on Factors of Customer Lifetime Value with Data Mining Technique (Case Study: Software Industry). International Journal of Industrial Engineering & Production Research, 33(1), pp. 18-33. http://doi.org/10.22068/ijiepr.33.1.1.
30. De Marco, M., Fantozzi, P., Fornaro, C., Laura, L. and Miloso, A., 2021. Cognitive analytics management of the customer lifetime value: an artificial neural network approach. 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 customer lifetime value prediction with sequence-to-sequence learning and feature-based models. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data (TKDD), 15(5), pp. 1-37. http://doi.org/10.1145/3441444.
32. Carneiro, F. and Miguéis, V., 2021. Applying Data Mining Techniques and Analytic Hierarchy Process to the Food Industry: Estimating Customer Lifetime

Value. In Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operation Management, 125. http://doi.org/10.46254/sa02.20210125.

33. Hoseini Ravesh, S. M. H. and Moghaddam, A., 2023. An Estimation of Customer Lifetime Value Based on Quality of Services in Mashhad Body Building Gyms, 2(2), pp. 19-36. [In persian]. https://www.magiran.com/paper/2614412
34. Rajabiasli, M., Khodamoradpor, M., Yektayar, M. and Hosseini, R., 2023. Identifying Leading Indicators in Determining Customer Lifetime Value 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., Khodamoradpor, M., Yektayar, M. and Hosseini, R., 2023. Predicting the lifetime value of sports customers based on group neural network technique (GMDH). Sport Management Studies, [In Persian]. http://doi.org/10.22089/smrj.2023.13662.3763.
36. Safabakhsh, M. and Asayesh, F., 2023. Segmentation of Bank Customers based on Customer Lifetime Value and Their Profit Ability (Case Study: Customers of Entrepreneur Bank). 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. Estimating the Profit Function of Bank Customers Using Customer Lifetime Value. Quarterly Studies in Banking Management and Islamic Banking, 8(19), pp. 23-52. [In Persian]. http://doi.org/10.22034/jifb.2023.166990.
38. Nabizade, F. and Rouhani, S., 2020. Clustering and Prediction Model of Customer Lifetime Value (Case Studies: IRAN National Center for Numbering Goods and Services). 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. Presenting a Model to Investigate the Factors Affecting CLV: A Case Study of Melli Bank Branches in Challus. Journal of Business Administration Researches, 11(21), pp. 69-89. [In persian]. http://doi.org/10.22034/JBAR.2019.1550.