KMAN PUBLISHING INSTITUTE
Journal Website

Article history:
Received 09 April 2026
Revised 02 July 2026
Accepted 09 July 2026
Initial Publication 09 July 2026
Final Publication 22 December 2026

Journal of Technology in Entrepreneurship and Strategic Management

Volume 5, Issue 4, pp 1-17

E-ISSN: 3041-8585

Designing a Model for Customer Behavior Analysis in Banking Using Artificial Intelligence

Ali. Rostami[1], Ahmad. Ghobadi Alvar[2*], Mohammad. Malekinia[3]

[1] Department of Information Technology Management, KI.C., Islamic Azad University, Kish, Iran
[2] Department of Business Management, Khor.C., Islamic Azad University, Khorramabad, Iran
[3] Department of Information Technology Management, ST.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran

*** Corresponding author email address**: ah.ghobadi@iau.ac.ir

A r t i c l e I n f o

Article type:
Original Research

How to cite this article:
Rostami, A., Ghobadi Alvar, A., & Malekinia, M. (2026). Designing a Model for Customer Behavior Analysis in Banking Using Artificial Intelligence. *Journal of Technology in Entrepreneurship and Strategic Management*, *5*(4), 1-17.

© 2026 the authors. Published by KMAN Publication Inc. (KMANPUB), Ontario, Canada. This is an open access article under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

A B S T R A C T

This study aimed to develop and validate a model for analyzing and predicting bank customers' behavior using artificial intelligence. This research was basic-applied in terms of purpose, sequential exploratory mixed-methods in terms of data type, cross-sectional in terms of data collection time, and based on content analysis and meta-synthesis in the qualitative phase and descriptive-survey procedures in the quantitative phase. In the qualitative phase, the statistical population included all studies related to customer behavior in banking systems and the factors and indicators affecting its analysis and prediction, published in valid databases between 2000 and 2025. After screening through the PRISMA procedure, 84 studies were selected for final analysis. Extracted concepts were classified into components and broader dimensions. In the quantitative phase, combined data from banking customers, along with the views of banking experts and customer-relationship specialists, were used. A researcher-made questionnaire derived from the qualitative phase was applied to assess the model components. Customer behavior prediction was performed using decision tree, support vector machine, and deep learning based on Transformer architecture. The qualitative findings led to the identification of 49 concepts, 22 components, and 12 main dimensions. The identified components included individual characteristics, financial status, responsiveness, reliability, assurance, digital experience, in-person experience, transparency, security, service satisfaction, value satisfaction, offer characteristics, communications, campaign response, brand value, transaction patterns, consumption patterns, channel preference, cooperation continuity, brand advocacy, reduced use, and offer acceptance. In the quantitative phase, the decision tree model showed the strongest predictive performance, with an R^2 of 0.8327, MAE of 0.0421, and RMSE of 0.0532. The support vector machine model ranked second, followed by the deep learning model, although all three algorithms demonstrated acceptable predictive capability. The proposed model demonstrated that integrating demographic, financial, behavioral, experiential, transactional, and marketing-related data can provide a valid basis for analyzing and predicting bank customers' behavior. The findings indicate that artificial intelligence algorithms, particularly decision trees, can support banks in identifying hidden behavioral patterns, personalizing services, reducing customer churn, improving campaign effectiveness, and strengthening managerial decision-making in customer relationship management.

Keywords: *Customer behavior analysis, banking, artificial intelligence, decision tree, support vector machine, deep learning*

Extended Abstract

Introduction

Customer behavior analysis has become a strategic priority in modern banking because financial institutions increasingly compete through service personalization, predictive decision-making, digital experience, and customer retention rather than through traditional service delivery alone. In banking, customer behavior is shaped by a complex interaction of demographic characteristics, financial status, perceived service quality, trust, satisfaction, digital and in-person experiences, marketing communications, transaction patterns, channel preferences, loyalty, and purchase-related responses. Earlier studies have shown that customer relationship management affects customer behavior and can improve organizational performance when banks systematically identify, classify, and respond to customer needs (Mahmoudi, 2020). Research on corporate banking customers has also demonstrated that service climate, perceived quality, perceived value, emotions, satisfaction, attitude toward the bank, and intention to reuse services are interrelated determinants of banking behavior (Pouya et al., 2021). With the expansion of digital banking, artificial intelligence has created new opportunities for analyzing large-scale behavioral data, identifying hidden patterns, and predicting future customer actions. AI-based systems can support customer segmentation, personalized recommendations, fraud prevention, churn prediction, campaign optimization, and strategic marketing decisions (Abrardi et al., 2022; Alizadeh et al., 2023). In addition, AI-powered personalization in digital banking has been emphasized as a key mechanism for improving engagement, satisfaction, retention, trust, and customer lifetime value (Ashrafuzzaman et al., 2025). Recent studies have highlighted the role of AI in enhancing customer experience and strategic marketing by enabling personalization, service recovery, dynamic communication, transparency, and human-like interaction (Sahut & Laroche, 2025). In financial services, AI-powered behavior analysis has also been linked to improved user profiling, operational efficiency, predictive accuracy, and adaptive decision-making (Rajasekaran & Selvam, 2025). Moreover, the convergence of the Internet of Everything and AI enables real-time customer behavior analysis by collecting and processing high-volume data from multiple digital touchpoints (Kumar et al., 2025). In banking, deep learning approaches have been introduced as powerful tools for predicting customer behavior and improving decision-making accuracy (Rana, 2024), while models based on neural networks and AI algorithms have shown strong potential for forecasting purchasing and service-use patterns (Ghorbani Ghader et al., 2024). Nevertheless, AI implementation in banking is challenged by issues such as data quality, privacy, security, lack of technical skills, model interpretability, and organizational readiness (Hosseini et al., 2024; Rahman et al., 2023). Previous research also indicates that chatbots, digital interaction systems, trust, perceived value, and online engagement contexts influence customer satisfaction and behavioral intentions (Azad et al., 2022; Jiang et al., 2022; Perez-Vega et al., 2021). Furthermore, studies on digital marketing, customer behavioral analysis, and predictive analytics emphasize the need for integrated models that combine behavioral indicators, marketing data, transaction records, and AI techniques (Aneja, 2023; Anna, 2024; Bashkouh & Mohammadkhani, 2023; Okeleke et al., 2024). In the banking system, identifying and analyzing key behavioral factors is especially important because customer data are often fragmented across branches, digital platforms, campaigns, and transaction systems (Mirshafiei et al., 2024). Data-mining-based models for evaluating bank and insurance customers further show that structured analytical frameworks can support more accurate customer evaluation and managerial decision-making (Amirhasankhani et al., 2021).

Therefore, the present study aimed to design a model for analyzing customer behavior in banking using artificial intelligence.

Methods and Materials:

The present study was conducted using a sequential exploratory mixed-methods design. In terms of purpose, it was basic-applied; in terms of data type, it was qualitative-quantitative; in terms of time horizon, it was cross-sectional; and in terms of data collection and analysis, it combined qualitative content analysis, meta-synthesis, and descriptive-survey procedures. The qualitative phase was designed to identify the dimensions, components, and indicators of customer behavior analysis in banking based on previous behavior. The statistical population in this phase consisted of studies related to customer behavior in the banking system and factors affecting its prediction, published between 2000 and 2025 in valid scientific databases. The initial search identified 132 studies, and after applying inclusion and exclusion criteria through a systematic screening process, 84 studies were selected for final analysis. The quality of the selected studies was assessed using an appraisal checklist, and the agreement between evaluators was examined using Cohen's kappa coefficient. In the quantitative phase, expert opinions and combined customer-related banking data were used to evaluate and validate the model. A researcher-made questionnaire derived from the qualitative phase was used to assess the identified components. The questionnaire was developed based on the extracted dimensions and indicators and was evaluated in terms of content validity and internal reliability. A minimum sample size of 200 respondents was considered for the quantitative phase. To predict customer behavior, three artificial intelligence algorithms were applied: decision tree, support vector machine, and deep learning using Transformer architecture. The predictive performance of the models was evaluated using coefficient of determination, mean absolute error, and root mean square error.

Findings:

The qualitative findings led to the identification of 49 initial concepts, which were classified into 22 components and then integrated into 12 main dimensions. The main dimensions included demographic factors, service quality, customer experience, customer trust, customer satisfaction, product/service factors, marketing factors, transactional behavior, channel behavior, loyalty, customer churn, and purchasing behavior. The identified components included individual characteristics, financial status, responsiveness, reliability, assurance, digital experience, in-person experience, transparency, security, service satisfaction, value satisfaction, offer characteristics, communications, campaign response, brand value, transaction patterns, consumption patterns, channel preference, cooperation continuity, brand advocacy, reduced use, and offer acceptance. These components were classified according to their data type and role in the predictive model as either input or output variables. Input variables included demographic, financial, service-related, experiential, trust-related, satisfaction-related, product-related, and marketing-related indicators. Output variables included transaction patterns, consumption patterns, channel preferences, loyalty indicators, churn-related indicators, and offer acceptance. The Cohen's kappa coefficient for quality assessment was 0.75, indicating an acceptable level of agreement between evaluators. In the quantitative phase, the comparison of prediction models showed that all three algorithms had acceptable predictive capacity. The decision tree model achieved the highest explanatory power, with an R^2 value of 0.8327, MAE of 0.0421, and RMSE of 0.0532. The support vector machine model ranked second, with an R^2 value of 0.8256, MAE of 0.0431, and RMSE of 0.0544. The deep learning model using

E-ISSN: 3041-8585

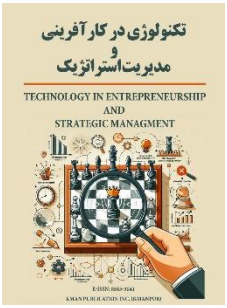
Transformer architecture ranked third, with an R^2 value of 0.8209, MAE of 0.0442, and RMSE of 0.0551. Although the differences among the three models were relatively small, the decision tree model demonstrated the strongest performance in predicting banking customer behavior.

Discussion and Conclusion:

The results of the study indicate that customer behavior in banking is a multidimensional phenomenon that cannot be adequately explained through a single group of variables. The qualitative findings confirmed that customer behavior is formed through the interaction of personal, financial, service-related, experiential, technological, marketing, transactional, and loyalty-related factors. This shows that banks need integrated analytical models capable of combining both perceptual indicators, such as satisfaction, trust, perceived value, and service experience, and behavioral indicators, such as transaction frequency, channel use, campaign response, and reduced service use. The identification of both input and output variables also demonstrates that customer behavior analysis should move beyond descriptive profiling and toward predictive modeling. In this regard, the proposed model provides a structured framework for transforming dispersed customer data into interpretable and actionable behavioral insights.

The quantitative findings showed that artificial intelligence algorithms can effectively predict customer behavior in banking. The superior performance of the decision tree model suggests that interpretable machine learning methods may be highly useful in banking environments, especially when managers need not only accurate predictions but also understandable decision rules. Decision trees can clarify how different customer characteristics and behavioral indicators contribute to predicted outcomes, which makes them suitable for managerial decision-making, customer segmentation, churn management, and personalized service design. The acceptable performance of the support vector machine and deep learning models also indicates that customer behavior involves complex and potentially nonlinear relationships among variables. However, the slightly better performance of the decision tree model suggests that interpretability, data structure, and feature relevance may be as important as algorithmic complexity in applied banking analytics.

Overall, the proposed model can help banks improve customer relationship management by identifying customers at risk of churn, recognizing customers with high potential for accepting new offers, improving campaign targeting, enhancing digital and in-person service experiences, and strengthening loyalty-building strategies. The findings also show that effective AI-based customer behavior analysis requires high-quality data integration, appropriate selection of behavioral indicators, and careful alignment between technical models and managerial needs. Therefore, banks should not view artificial intelligence merely as a technical tool, but as a strategic decision-support mechanism that links customer data, service design, marketing planning, and long-term relationship management. The study concludes that integrating qualitative model development with quantitative AI-based validation can provide a reliable framework for analyzing and predicting customer behavior in the banking sector.



شاپای الکترونیکی: ۸۵۸۵-۳۰۴۱

تکنولوژی در کارآفرینی و مدیریت استراتژیک

دوره ۵، شماره ۴، صفحه ۱۷-۱

MAN PUBLISHING INSTITUTE

وبسایت مجله

تاریخچه مقاله
دریافت شده در تاریخ ۲۰ فروردین ۱۴۰۵
اصلاح شده در تاریخ ۱۱ تیر ۱۴۰۵
پذیرفته شده در تاریخ ۱۸ تیر ۱۴۰۵
اولین انتشار در تاریخ ۱۸ تیر ۱۴۰۵
انتشار نهایی در تاریخ ۱ دی ۱۴۰۵

طراحی مدل تحلیل رفتار مشتری در بانک با استفاده از هوش مصنوعی

علی رستمی[۱]، احمد قبادی الوار[۲*]، محمد ملکی نیا[۳]

۱. گروه مدیریت فناوری اطلاعات، واحد بین الملل کیش، دانشگاه آزاد اسلامی، کیش، ایران
۲. گروه مدیریت بازرگانی، واحد خرم آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، خرم آباد، ایران
۳. گروه مدیریت فناوری اطلاعات، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

ایمیل نویسنده مسئول: ah.ghobadi@iau.ac.ir

اطلاعات مقاله

نوع مقاله
پژوهشی اصیل

نحوه استناد به این مقاله:
رستمی، علی.، قبادی الوار، احمد.، و ملکی نیا، محمد. (۱۴۰۵). طراحی مدل تحلیل رفتار مشتری در بانک با استفاده از هوش مصنوعی. *تکنولوژی در کارآفرینی و مدیریت استراتژیک*، ۵(۴)، ۱۷-۱.

© ۱۴۰۵ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله به‌صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY-NC 4.0) صورت گرفته است.

چکیده

هدف این پژوهش ارائه و اعتبارسنجی مدلی برای تحلیل و پیش‌بینی رفتار مشتریان بانکی با استفاده از هوش مصنوعی بود. پژوهش حاضر از نظر هدف، بنیادی-کاربردی؛ از نظر نوع داده، آمیخته کیفی-کمی متوالی با رویکرد اکتشافی؛ از نظر زمان گردآوری داده‌ها، مقطعی؛ و از نظر روش اجرا در بخش کیفی مبتنی بر تحلیل محتوا و فراترکیب و در بخش کمی توصیفی-پیمایشی بود. در بخش کیفی، جامعه پژوهش شامل مقالات مرتبط با رفتار مشتریان در نظام بانکی و شاخص‌های مؤثر بر تحلیل و پیش‌بینی آن بود که طی سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۵ در پایگاه‌های معتبر منتشر شده بودند. پس از اجرای فرایند غربالگری بر اساس روشPRISMA ، ۸۴ مقاله وارد تحلیل نهایی شد. در بخش کمی، داده‌های ترکیبی مرتبط با مشتریان نظام بانکی و دیدگاه خبرگان و کارشناسان بانکی مورد استفاده قرار گرفت. مؤلفه‌های استخراج‌شده در قالب پرسشنامه محقق‌ساخته ارزیابی شدند و برای پیش‌بینی رفتار مشتریان از الگوریتم‌های درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان و یادگیری عمیق مبتنی بر معماری Transformer استفاده شد. نتایج بخش کیفی به شناسایی ۴۹ مفهوم، ۲۲ مؤلفه و ۱۲ بعد اصلی منجر شد. مؤلفه‌های اصلی شامل ویژگی‌های فردی، وضعیت مالی، پاسخگویی، قابلیت اعتماد، تضمین، تجربه دیجیتال، تجربه حضوری، شفافیت، امنیت، رضایت از خدمات، رضایت از ارزش، ویژگی‌های پیشنهاد، ارتباطات، پاسخ به کمپین، ارزش برند، الگوهای تراکنش، الگوهای مصرف، ترجیح کانال، استمرار همکاری، حمایت از برند، کاهش استفاده و پذیرش پیشنهاد بودند. در بخش کمی، مدل درخت تصمیم با ضریب تعیین ۰.۸۳۲۷، خطای MAE برابر با ۰.۰۴۲۱ و خطای RMSE برابر با ۰.۰۵۳۲ بهترین عملکرد را نشان داد. پس از آن، ماشین بردار پشتیبان و یادگیری عمیق به‌ترتیب عملکرد مناسبی در پیش‌بینی رفتار مشتری داشتند. مدل پیشنهادی نشان داد که ترکیب داده‌های جمعیت‌شناختی، مالی، رفتاری، تجربی، تراکنشی و بازاریابی می‌تواند مبنایی معتبر برای تحلیل و پیش‌بینی رفتار مشتریان بانکی فراهم کند. یافته‌ها بیانگر آن است که الگوریتم‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه درخت تصمیم، می‌توانند به بانک‌ها در شناسایی الگوهای پنهان رفتاری، شخصی‌سازی خدمات، کاهش ریزش مشتری و بهبود تصمیم‌گیری مدیریتی کمک کنند.

کلیدواژگان: *تحلیل رفتار مشتری، بانکداری، هوش مصنوعی، درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان، یادگیری عمیق*

مقدمه

در محیط رقابتی و داده‌محور امروز، شناخت رفتار مشتریان به یکی از بنیادی‌ترین الزامات تصمیم‌گیری راهبردی در صنعت بانکداری تبدیل شده است. بانک‌ها دیگر صرفاً ارائه‌دهندگان خدمات مالی استاندارد نیستند، بلکه به سازمان‌هایی داده‌محور بدل شده‌اند که بقا، رشد و مزیت رقابتی آن‌ها به توانایی درک دقیق نیازها، ترجیحات، انتظارات و الگوهای رفتاری مشتریان وابسته است. در چنین فضایی، رفتار مشتری مفهومی چندبعدی است که از تعامل میان ویژگی‌های فردی، وضعیت مالی، تجربه خدماتی، اعتماد، رضایت، کیفیت ارتباطات، الگوهای تراکنشی و سطح وفاداری شکل می‌گیرد. مطالعات پیشین در حوزه بانکداری نشان داده‌اند که نگرش و رفتار مشتریان بانکی تحت تأثیر ترکیبی از عوامل شناختی، عاطفی، تجربی و ساختاری قرار دارد و رضایت، ارزش ادراک‌شده، کیفیت خدمات و تجربه تعامل با بانک می‌توانند قصد تداوم همکاری و رفتارهای آتی مشتریان را تحت تأثیر قرار دهند (Pouya et al., 2021). از سوی دیگر، مدیریت ارتباط با مشتری به عنوان یکی از رویکردهای کلیدی در بانکداری نوین، بر این فرض استوار است که شناخت دقیق رفتار مشتریان می‌تواند به بهبود کیفیت خدمات، افزایش وفاداری، کاهش ریزش مشتری و ارتقای سودآوری سازمان منجر شود (Mahmoudi, 2020).

با گسترش بانکداری دیجیتال، افزایش حجم داده‌های تراکنشی، توسعه کانال‌های ارتباطی چندگانه و تغییر انتظارات مشتریان، مدل‌های سنتی تحلیل رفتار مشتری دیگر پاسخگوی پیچیدگی‌های موجود نیستند. مشتریان امروزی از طریق شعب، اینترنت‌بانک، موبایل‌بانک، شبکه‌های اجتماعی، پیامک، سامانه‌های پاسخگویی و کمپین‌های بازاریابی با بانک در ارتباط هستند و هر یک از این تعاملات داده‌هایی تولید می‌کند که می‌تواند حامل نشانه‌هایی درباره نیازها، ترجیحات، سطح رضایت، احتمال وفاداری یا خطر ریزش آنان باشد. در این شرایط، تحلیل رفتار مشتری باید از سطح توصیف‌های ساده عبور کرده و به سطح پیش‌بینی و تصمیم‌سازی هوشمند برسد. پژوهش‌های مرتبط با الگوهای رفتاری مشتریان نظام بانکی نشان داده‌اند که عوامل متعددی از جمله ویژگی‌های جمعیت‌شناختی، وضعیت مالی، کیفیت خدمات، تجربه دیجیتال، شفافیت، امنیت، رضایت از ارزش و الگوهای تراکنشی در شکل‌دهی رفتار مشتریان نقش دارند و تحلیل این عوامل می‌تواند برای طراحی مدل‌های کاربردی در بانکداری اهمیت ویژه‌ای داشته باشد (Mirshafiei et al., 2024).

در سال‌های اخیر، هوش مصنوعی به عنوان یکی از مهم‌ترین فناوری‌های تحول‌آفرین در تحلیل رفتار مشتریان مطرح شده است. قابلیت پردازش حجم عظیم داده‌ها، شناسایی الگوهای پنهان، کشف روابط غیرخطی، یادگیری از رفتارهای گذشته و پیش‌بینی رفتارهای آینده سبب شده است که بانک‌ها و مؤسسات مالی به شکل فزاینده‌ای به استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق روی آورند. هوش مصنوعی می‌تواند از طریق تحلیل داده‌های مشتریان، بانک‌ها را در بخش‌بندی هوشمند مشتریان، شناسایی نیازهای احتمالی، طراحی پیشنهادهای شخصی‌سازی‌شده، پیش‌بینی ریزش مشتری، بهینه‌سازی کمپین‌های بازاریابی و بهبود مدیریت ارتباط با مشتری یاری کند. مطالعات مروری در زمینه تأثیر هوش مصنوعی بر رفتار مصرف‌کننده نشان داده‌اند که این فناوری نه تنها بر عملکرد شرکت‌ها، بهره‌وری و نوآوری اثر می‌گذارد، بلکه شیوه شکل‌گیری ترجیحات، سوگیری‌ها، تصمیم‌ها و رفتارهای مصرف‌کنندگان را نیز دگرگون می‌سازد (Abrardi et al., 2022). از این منظر، تحلیل رفتار مشتری با استفاده از هوش مصنوعی را می‌توان نقطه تلاقی مدیریت بازاریابی، علم داده، بانکداری دیجیتال و رفتار مصرف‌کننده دانست.

کاربرد هوش مصنوعی در بانکداری، افزون بر تحلیل داده‌ها، امکان ارائه تجربه‌ای شخصی‌سازی‌شده و پویا را فراهم می‌سازد. در بانکداری دیجیتال، شخصی‌سازی مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند خدمات مالی را بر اساس نیازها، ترجیحات و رفتارهای واقعی هر مشتری تنظیم کند و از این طریق رضایت، اعتماد، تعامل و ارزش طول عمر مشتری را افزایش دهد (Ashrafuzzaman et al., 2025). همچنین،

سنتزهای اخیر درباره نقش هوش مصنوعی در ارتقای تجربه مشتری و بازاریابی راهبردی نشان می‌دهند که این فناوری از طریق بهبود مکانیسم‌های پاسخگویی، تقویت شخصی‌سازی، ایجاد تعاملات شبه‌انسانی، افزایش شفافیت و بهینه‌سازی ارتباطات بازاریابی، می‌تواند رفتار مشتریان را در سطوح مختلف تحت تأثیر قرار دهد (Sahut & Laroche, 2025). در این چارچوب، رفتار مشتری دیگر صرفاً نتیجه مواجهه با یک خدمت بانکی نیست، بلکه حاصل شبکه‌ای از تعاملات داده‌محور، تجربه‌های دیجیتال و حضوری، ادراک از امنیت و اعتماد، پاسخ بانک به نیازهای مشتری و کیفیت ارتباطات سازمانی است.

یکی از حوزه‌های مهم در تحلیل رفتار مشتریان بانکی، پیش‌بینی رفتارهای آینده بر اساس داده‌های گذشته است. الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند بر پایه داده‌های تراکنشی، سوابق استفاده از خدمات، پاسخ به کمپین‌ها، ترجیح کانال‌های ارتباطی و ویژگی‌های فردی، احتمال تداوم همکاری، پذیرش پیشنهادهای جدید، کاهش استفاده از خدمات یا ریزش مشتری را برآورد کنند. پژوهش‌های مرتبط با تحلیل رفتار مبتنی بر هوش مصنوعی در خدمات مالی نشان داده‌اند که روش‌هایی مانند یادگیری عمیق، خوشه‌بندی، یادگیری تقویتی و شبکه‌های عصبی پیشرفته قادرند درک دقیق‌تری از رفتار کاربران ایجاد کرده و به افزایش تعامل مشتری، بهبود شخصی‌سازی و ارتقای کارایی عملیاتی کمک کنند (Rajasekaran & Selvam, 2025). همچنین، مطالعات مربوط به تحلیل رفتار مشتری در زمان واقعی نشان داده‌اند که همگرایی اینترنت همه‌چیز و هوش مصنوعی می‌تواند امکان تحلیل سریع داده‌های حجیم و کشف روندهای رفتاری مشتریان را فراهم کند و از این طریق کیفیت تصمیم‌گیری و مزیت رقابتی سازمان‌ها را افزایش دهد (Kumar et al., 2025).

در کنار یادگیری ماشین، یادگیری عمیق نیز جایگاه مهمی در تحلیل رفتار مشتریان پیدا کرده است. مدل‌های عمیق، به‌ویژه معماری‌های مبتنی بر توجه و Transformer، توانایی بالایی در پردازش داده‌های توالی‌دار، شناسایی روابط پیچیده و استخراج الگوهای پنهان از داده‌های رفتاری و تراکنشی دارند. در حوزه تصمیم‌گیری بانکی، استفاده از رویکردهای یادگیری عمیق برای پیش‌بینی رفتار مشتریان می‌تواند دقت مدل‌سازی را افزایش دهد و امکان تحلیل روابط پیچیده میان متغیرهای مالی، رفتاری و تجربی را فراهم سازد (Rana, 2024). علاوه بر این، پژوهش‌های مربوط به طراحی مدل‌های پیش‌بینی رفتار مشتری با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی و شبکه‌های عصبی نشان داده‌اند که این الگوریتم‌ها می‌توانند در شبیه‌سازی الگوهای خرید، پیش‌بینی رفتار مشتری و پشتیبانی از تصمیم‌گیری‌های بازاریابی و مدیریتی نقش مؤثری ایفا کنند (Ghorbani Ghader et al., 2024). بنابراین، بهره‌گیری از ترکیب الگوریتم‌های قابل تفسیر مانند درخت تصمیم و الگوریتم‌های قدرتمندتر مانند ماشین بردار پشتیبان و یادگیری عمیق می‌تواند به طراحی مدلی جامع‌تر و معتبرتر برای تحلیل رفتار مشتریان بانکی منجر شود.

با وجود ظرفیت‌های قابل توجه هوش مصنوعی، پیاده‌سازی آن در بانکداری با چالش‌هایی جدی همراه است. کیفیت داده‌ها، پراکندگی منابع اطلاعاتی، کمبود زیرساخت‌های فنی، ملاحظات امنیتی، حریم خصوصی، نیاز به نیروی انسانی متخصص و ضرورت تفسیرپذیری مدل‌ها از جمله چالش‌هایی هستند که می‌توانند اثربخشی مدل‌های تحلیل رفتار مشتری را محدود کنند. مطالعه پذیرش هوش مصنوعی در خدمات بانکی نشان داده است که نگرش نسبت به هوش مصنوعی، سودمندی ادراک‌شده، ریسک ادراک‌شده، اعتماد ادراک‌شده و هنجارهای ذهنی از عوامل مهم اثرگذار بر قصد پذیرش هوش مصنوعی در بانکداری هستند، در حالی که نگرانی‌های مربوط به امنیت داده و نبود مهارت‌های تخصصی می‌توانند به عنوان موانع جدی عمل کنند (Rahman et al., 2023). همچنین، در حوزه روابط عمومی بانکی، الزامات رفتاری، زمینه‌ای و راهبردی برای پیاده‌سازی هوش مصنوعی اهمیت بالایی دارند و سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی می‌تواند بر توسعه روابط عمومی، نوآوری، رقابت‌پذیری و تصمیم‌گیری بانکی اثرگذار باشد (Hosseini et al., 2024). این شواهد نشان می‌دهد که طراحی مدل تحلیل رفتار مشتری باید افزون بر دقت پیش‌بینی، به الزامات سازمانی، اعتماد، امنیت و قابلیت استفاده در محیط واقعی بانک نیز توجه کند.

E-ISSN: 3041-8585

ادبیات بازاریابی مبتنی بر هوش مصنوعی نیز تأکید دارد که تحلیل رفتار مشتریان می‌تواند مبنایی برای هدفمندتر شدن تبلیغات، بهینه‌سازی منابع بازاریابی و طراحی تجربه‌های شخصی‌سازی‌شده باشد. بررسی‌های انجام‌شده در زمینه پیش‌بینی رفتار مصرف‌کننده بر مبنای بازاریابی مبتنی بر هوش مصنوعی نشان داده‌اند که الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند با تحلیل داده‌های حجیم مربوط به خرید، تعامل، نظرسنجی و پاسخ مشتریان، الگوهای رفتاری آنان را شناسایی کرده و در بهبود تصمیم‌های تبلیغاتی و راهبردهای بازاریابی نقش‌آفرینی کنند (Alizadeh et al., 2023). در همین راستا، مدل‌های پیاده‌سازی بازاریابی دیجیتال بنگاه به بنگاه با تأکید بر مدیریت ارتباط با مشتری مبتنی بر هوش مصنوعی نشان می‌دهند که استفاده از رویکردهای تحلیلی، مشارکتی و عملیاتی در مدیریت ارتباط با مشتری می‌تواند به تقویت عوامل مثبت، کاهش موانع و ارتقای پیامدهای بازاریابی دیجیتال کمک کند (Bashkouh & Mohammadkhani, 2023). از این منظر، بانک‌ها برای تحلیل رفتار مشتری تنها به داده‌های مالی و تراکنشی نیاز ندارند، بلکه باید داده‌های مربوط به ارتباطات، پاسخ به کمپین‌ها، ارزش برند، تجربه مشتری و سطح رضایت را نیز در مدل‌های تحلیلی خود وارد کنند.

تعاملات هوشمند با مشتری، به‌ویژه از طریق چت‌بات‌ها و سامانه‌های ارتباطی مبتنی بر هوش مصنوعی، بعد دیگری از تحلیل رفتار مشتری را آشکار می‌سازد. پژوهش‌ها نشان داده‌اند که پاسخگویی و لحن گفت‌وگویی چت‌بات‌های هوشمند می‌تواند بر رضایت مشتری از خدمات، تعامل رسانه‌ای، قصد خرید و حتی تمایل به پرداخت اثرگذار باشد (Jiang et al., 2022). این یافته‌ها برای بانکداری اهمیت ویژه‌ای دارند، زیرا بخش قابل توجهی از تجربه مشتری در بانک‌های امروزی از طریق تعاملات دیجیتال، سامانه‌های پاسخگویی و ارتباطات خودکار شکل می‌گیرد. علاوه بر این، اعتماد و ارزش ادراک‌شده از جمله متغیرهایی هستند که می‌توانند نیت مشتری و تجربه او از هوش مصنوعی را تحت تأثیر قرار دهند (Azad et al., 2022). بنابراین، تحلیل رفتار مشتری در بانک باید به پیوند میان فناوری، اعتماد، ادراک ارزش و کیفیت تعامل توجه داشته باشد و صرفاً بر داده‌های عددی تراکنش‌ها متکی نباشد.

در سطح نظری و روش‌شناختی، تحلیل رفتار مشتری مبتنی بر هوش مصنوعی نیازمند چارچوبی است که بتواند هم مؤلفه‌های انسانی و تجربی رفتار مشتری و هم متغیرهای کمی و الگوریتمی قابل پردازش را دربرگیرد. مطالعات مربوط به تحلیل رفتار مشتری با استفاده از تکنیک‌هایی مانند خوشه‌بندی، پیش‌پردازش داده، استخراج ویژگی و سیستم‌های توصیه‌گر نشان داده‌اند که هوش مصنوعی می‌تواند به بخش‌بندی دقیق مشتریان، شناسایی الگوهای خرید، پیش‌بینی رفتارهای آینده و ارائه بینش‌های تجاری کاربردی کمک کند (Aneja, 2023). همچنین، بررسی روندها و چشم‌اندازهای هوش مصنوعی در تحلیل رفتار مصرف‌کننده نشان می‌دهد که فناوری‌هایی مانند یادگیری ماشین، پردازش زبان طبیعی، بینایی رایانه، مدل‌های مولد و خوشه‌بندی می‌توانند در تحلیل داده‌های متنی، شناسایی الگوهای رفتاری، پیش‌بینی تقاضا و بهینه‌سازی راهبردهای بازاریابی به کار گرفته شوند (Anna, 2024). در نتیجه، طراحی مدل تحلیل رفتار مشتری باید بر تلفیق روش‌های کیفی برای شناسایی ابعاد و مؤلفه‌ها و روش‌های کمی و الگوریتمی برای اعتبارسنجی و پیش‌بینی استوار باشد.

یکی از ضرورت‌های اصلی در این حوزه، عبور از مدل‌های تک‌بعدی و حرکت به سمت مدل‌های جامع و چندسطحی است. بسیاری از مطالعات پیشین بخشی از رفتار مشتری را بررسی کرده‌اند؛ برای مثال، برخی بر رضایت و کیفیت خدمات، برخی بر اعتماد و ارزش ادراک‌شده، برخی بر الگوهای تراکنشی و برخی بر قابلیت‌های الگوریتمی تمرکز داشته‌اند. با این حال، رفتار مشتریان بانکی ماهیتی ترکیبی دارد و نمی‌توان آن را تنها با یک دسته از متغیرها توضیح داد. در بستر بانکداری، رفتار مشتری ممکن است هم‌زمان تحت تأثیر سن، درآمد، مانده حساب، تجربه استفاده از موبایل‌بانک، امنیت ادراک‌شده، کیفیت پاسخگویی کارکنان، شفافیت هزینه‌ها، جذابیت پیشنهادها، فراوانی ارتباطات بازاریابی، پاسخ به کمپین‌ها، سابقه تراکنش‌ها، ترجیح کانال، قصد معرفی بانک به دیگران و احتمال کاهش استفاده قرار گیرد. بنابراین، یک مدل معتبر باید بتواند این مؤلفه‌ها را در قالب ابعاد ورودی و خروجی سازمان‌دهی کرده و سپس با استفاده از الگوریتم‌های مناسب، قدرت پیش‌بینی آن‌ها

را ارزیابی کند. در این زمینه، تحلیل‌های پیش‌بینانه مبتنی بر هوش مصنوعی در حوزه رفتار مصرف‌کننده نشان داده‌اند که ترکیب داده‌های متنوع و الگوریتم‌های پیشرفته می‌تواند دقت پیش‌بینی روندها و رفتارهای بازار را افزایش دهد (Okeleke et al., 2024).

در عین حال، استفاده از هوش مصنوعی در تحلیل رفتار مشتریان باید با نگاه انتقادی و مسئولانه همراه باشد. اگرچه این فناوری می‌تواند تصمیم‌گیری بانکی را دقیق‌تر و سریع‌تر کند، اما در صورت نبود داده‌های باکیفیت، طراحی نامناسب شاخص‌ها یا ضعف در تفسیر خروجی مدل‌ها، ممکن است به تصمیم‌های نادرست، سوگیری الگوریتمی یا کاهش اعتماد مشتری منجر شود. چارچوب‌های مفهومی مربوط به تعامل آنلاین مشتری با هوش مصنوعی نشان داده‌اند که این فناوری می‌تواند زمینه‌های رفتار مشارکتی مشتری را بازشکل دهد و نحوه تعامل، درگیری، تجربه و واکنش مشتریان را تغییر دهد (Perez-Vega et al., 2021). افزون بر این، استفاده از داده‌کاوی در ارزیابی عملکرد مشتریان مشترک بانک و بیمه نشان می‌دهد که مدل‌های چندمرحله‌ای مبتنی بر داده می‌توانند برای شناخت بهتر عملکرد و رفتار مشتریان مالی مفید باشند، اما دقت و کارایی آن‌ها به انتخاب درست شاخص‌ها و روش تحلیل وابسته است (Amirhasankhani et al., 2021). بر این اساس، پژوهشی که به دنبال طراحی مدل تحلیل رفتار مشتری در بانک است، باید هم به شناسایی نظری و تجربی مؤلفه‌ها توجه کند و هم اعتبار پیش‌بینی مدل را با شاخص‌های کمی بررسی نماید.

با توجه به آنچه بیان شد، شکاف اصلی موجود در ادبیات این است که با وجود رشد مطالعات مربوط به هوش مصنوعی، بازاریابی دیجیتال، تجربه مشتری و پیش‌بینی رفتار مصرف‌کننده، هنوز نیاز به مدلی جامع، بومی، چندبعدی و قابل اعتبارسنجی برای تحلیل رفتار مشتریان بانکی وجود دارد؛ مدلی که بتواند داده‌های کیفی حاصل از مرور نظام‌مند ادبیات و شناسایی مؤلفه‌ها را با داده‌های کمی و الگوریتم‌های پیش‌بینانه ترکیب کند. چنین مدلی می‌تواند به بانک‌ها کمک کند تا از رویکردهای واکنشی و سنتی فاصله گرفته و به سمت تصمیم‌گیری پیش‌نگر، شخصی‌سازی خدمات، مدیریت هوشمند ارتباط با مشتری، کاهش ریزش، افزایش وفاداری و ارتقای مزیت رقابتی حرکت کنند. بر این اساس، هدف پژوهش حاضر طراحی مدل تحلیل رفتار مشتری در بانک با استفاده از هوش مصنوعی است.

روش پژوهش

با توجه به اینکه هدف پژوهش حاضر طراحی مدل تحلیل رفتار مشتری در بانک با استفاده از هوش مصنوعی می‌باشد، روش پژوهش برحسب هدف، بنیادی-کاربردی برحسب نوع داده، آمیخته (کیفی-کمی) متوالی با رویکرد اکتشافی، برحسب زمان گردآوری داده، مقطعی و برحسب روش گردآوری داده‌ها و یا ماهیت و روش پژوهش، در بخش کیفی تحلیل محتوا و همچنین در بخش کمی توصیفی- پیمایشی خواهد بود. جهت گردآوری اطلاعات در بخش کیفی اولیه به منظور شناسایی مولفه‌ها از روش فراترکیب استفاده می‌شود. بنابراین در این بخش روش گرداوری داده‌ها به صورت اسنادی می‌باشد. در گام دوم نیز به منظور شناسایی مولفه‌های اثر گذار و مهم از ابزار پرسشنامه استفاده می‌شود. در گام سوم که به ارزیابی مدل برای پیش بینی رفتار می‌پردازیم بر اساس نوع داده‌های شناسایی شده در بخش قبلی می‌توان از انواع روش‌های گرداوری همچون پرسشنامه، تحلیل داده‌های موجود(اسنادی)، مشاهده به منظور سنجش هر یک از مولفه‌های رفتاری استفاده کرد. داده‌های استخراجی در این بخش مبنایی برای پیش بینی مدل و ارزیابی اعتبار آن قرار می‌گیرد.

در بخش اول فراترکیب ابزار گردآوره داده‌ها فیش برداری بر اساس روش گردآوری داده‌های اسنادی و در بخش دوم در قسمت تعیین مولفه‌های کلیدی و محوری از ابزار پرسشنامه استفاده می‌شود. این ابزار بر اساس نظرات کارشناسان و خبرگان بانکی مرتبط با بخش مشتریان بانک استفاه می‌شود. مولفه‌های این پرسشنامه بر گرفته از بخش فراترکیب است. روایی این پرسشنامه بر اساس روایی محتوایی و پایایی با ضریب آلفای کرونباخ ارزیابی می‌شود. در بخش نهایی مرحله کمی پژوهش شامل پرسشنامه محقق ساخته برگرفته از بخش کیفی است که با

E-ISSN: 3041-8585

طیف ۵ درجه‌ای لیکرت از خیلی کم تا خیلی زیاد به منظور سنجش اعتبار مدل استفاده خواهد شد. این پرسشنامه به صورت آنلاین و حضوری توزیع خواهد شد و از پاسخ‌دهندگان خواسته می‌شود تا نظرات خود را درباره هر گویه بیان کنند. در این بخش ضمن استفاده از پرسشنامه بر اساس نوع مولفه‌های شناسایی شده موثر در پیش بینی رفتار مشتریان بر اساس رفتار پیشین از انواع روش‌های مشاهده، اسنادی و ... نیز استفاده میشود که کیفیت و کمیت این بخش بستگی به خروجی مراحل قبلی دارد.

جامعه آماری در مرحله کیفی شامل کلیه مقالات مرتبط با رفتار مشتریان در سیستم بانکی و عوامل و شاخص‌های موثر بر رفتار و پیش بینی آن که در سال‌های ۲۰۰۰ الی ۲۰۲۵ در پایگاه‌های داده‌ای معتبر به چاپ رسیده باشند (web of science, Elsevier, ebsco .... ,) است و دربخش کمی نیز از نظرات خبرگان و کارشناسان بانکی در زمینه ارتباط با مشتریان استفاده می‌شود که شامل کلیه خبرگان علمی (اساتید دانشگاه) و تجربی (متخصصان صنعت بانکداری و فناوری اطلاعات) کارشناسان فعال در بخش مشتریان بهره گرفته شد.

روش نمونه گیری، تصادفی خوشه‌ای مرحله‌ای است و از بین استان‌های کشور چند استان، از بین این چند استان چند شهر و از بین این چند شهر چند بانک بصورت تصادفی انتخاب شد. در بخش فراترکیب حجم نمونه با استفاده از روش حذفی سیستماتیک و با اجرای روش PRISMAتعیین شد. در این پژوهش با توجه به استفاده از حداقل حجم نمونه در آزمون تحلیل عاملی تأییدی، حد اقل ۲۰۰ پاسخ دهنده به عنوان حجم نمونه درنظر گرفته شد و پرسشنامه میان آن‌ها توزیع شد.

یافته‌ها

در مرحله نخست، اطلاعات اولیه حاصل از مرور مقالات مرتبط بررسی شد و مفاهیم مبتنی بر عبارات معنایی شناسایی گردید. در این فرآیند، عبارات و اصطلاحات کلیدی دارای معانی مشخص در متون پژوهشی استخراج شدند و به‌عنوان واحدهای تحلیلی برای درک و تفسیر داده‌ها مورد استفاده قرار گرفتند. این مفاهیم زمینه‌ساز مراحل بعدی تحلیل بوده و امکان شناسایی مفاهیم تکراری، مشابه یا متضاد را در داده‌های کیفی فراهم کردند. سپس مفاهیم استخراج‌شده گروه‌بندی و تحلیل شدند تا مؤلفه‌های مرتبط در چارچوب‌های معنایی مشخص شناسایی شوند. این مؤلفه‌ها به درک بهتر ساختار داده‌ها، شناسایی روندهای مشترک و توسعه تحلیل جامع‌تر مفاهیم کمک کردند.

در ادامه، مؤلفه‌های شناسایی‌شده تجزیه و تحلیل شدند تا ابعاد کلیدی پژوهش استخراج گردد. این ابعاد در قالب عوامل ورودی مؤثر بر رفتار و رفتارهای خروجی مشتریان بانکی دسته‌بندی شدند. پس از آن، تمامی مفاهیم استخراج‌شده بر اساس ارتباط با مفاهیم اصلی پژوهش در قالب محورهای اصلی خلاصه شدند و زیرمؤلفه‌ها، مؤلفه‌ها و ابعاد اصلی شناسایی گردیدند. بر این اساس، سؤال اصلی پژوهش با عنوان «ابعاد، مؤلفه‌ها و شاخص‌های تحلیل رفتار مشتری بر اساس رفتار پیشین در بانک کدامند؟» تدوین شد. برای پاسخ به این سؤال، مطالعات مرتبط از پایگاه‌های **Scopus**، **Google Scholar**، **Web of Science** و **ProQuest** جستجو شدند؛ از میان ۱۳۲ مطالعه اولیه، پس از اعمال معیارهای ورود و خروج، ۸۴ مقاله برای تحلیل انتخاب شد. همچنین کیفیت مطالعات با استفاده از چک‌لیست ارزیابی و شاخص کاپای کوهن (۰.۷۵) بررسی شد که نشان‌دهنده توافق بالای ارزیابان بود.

در جدول مربوط به شناسایی مفاهیم اولیه، مفاهیم منتاظر با هر مولفه و میزان دفعات تکرار آنها ذکر شده اند. براین اساس، ۴۹ مفهوم شناسایی شده در قالب ۲۲ مولفه دسته بندی گردید که این مولفه‌ها در جدول ذیل قابل مشاهده است. در نهایت با ترکیب مولفه‌ها ۱۲ بعد شناسایی شده است که نوع این داده‌ها و همچنین نقش آنها بر اساس ماهیت در دو قالب ورودی و خروجی دسته بندی شده است.

جدول ۱

شاخص‌های کمی و کیفی مؤثر بر پیش بینی پارامترهای رفتار مشتری و عوامل موثر بر رفتار مشتری

بُعد	مؤلفه	منبع استخراج	زیرمولفه	نوع داده	نقش در مدل
عامل جمعیت‌شناختی	ویژگی‌های فردی	سیلر و همکاران (۲۰۱۳)، آممه (۲۰۱۵)، برانکا (۲۰۰۸)، نذیر و سقیب (۲۰۲۶)، سیلر و همکاران (۲۰۱۳)، آلادا و دابی (۲۰۱۴)، اونیا و تاگ (۲۰۱۱)، سهیل و همکاران (۲۰۰۳)، کناونی و همکاران (۲۰۰۱)، مانیانگا و همکاران (۲۰۲۲)، سیلر و همکاران (۲۰۱۳)، آممه (۲۰۱۵)، (آناند و سلواراج (۲۰۱۲)، جهان و شهریا (۲۰۲۲)، البرق (۲۰۲۳)	سن، جنسیت، تحصیلات	کمی	ورودی
	وضعیت مالی	سیلر و همکاران (۲۰۱۳)، آلادا و دابی (۲۰۱۴)، لاسار و همکاران (۲۰۰۵)، نذیر و سقیب (۲۰۲۶)، دائو و همکاران (۲۰۲۶)، القراشی و همکاران (۲۰۲۵)، لاکانن (۲۰۰۷)، اوگوولکا و همکاران (۲۰۱۵)	درآمد، مانده حساب	کمی	ورودی
عامل خدمات	کیفیت پاسخگویی	مانرایی و مانرایی (۲۰۰۷)، احمدی (۲۰۱۸)، رعنا و همکاران (۲۰۲۴)، مادهومیتا و همکاران (۲۰۲۴)، بامفو و همکاران (۲۰۱۸)، پارک و ترن (۲۰۱۸)، گئورگ و هدگه (۲۰۰۴)، اشرف الزمان و همکاران (۲۰۲۵)، جین و همکاران (۲۰۲۶)، امون و همکاران (۲۰۲۶)	سرعت خدمت‌دهی، دقت خدمت، رفتار کارکنان	کمی/لیکرت	ورودی
	قابلیت اعتماد	رعنا و همکاران (۲۰۲۴)، ژو و همکاران (۲۰۱۹)، توماس و راجندران (۲۰۱۹)، ایروانی (۲۰۱۰)	صحت اطلاعات، تحقق وعده‌ها	کمی/لیکرت	ورودی
	تضمین	کیکو (۲۰۲۴)، چن (۲۰۱۳)، حوقه و همکاران(۲۰۲۲)، اشرف الزمان و همکاران (۲۰۲۵)، جین و همکاران (۲۰۲۶)، امون و همکاران (۲۰۲۶)	امنیت روانی، ادب و احترام کارکنان	کمی/لیکرت	ورودی
عامل مشتری	تجربه تجربه دیجیتال	کارگیلی و همکاران (۲۰۲۱)، احمدی و همکاران (۲۰۱۸)، فاطیما و همکاران (۲۰۲۰)، جهانگیر و بگام (۲۰۰۸)، الشرفی و همکاران (۲۰۱۸)، واندیرا و فوزی(۲۰۲۲)، کلی و پاناپیانان (۲۰۱۹)، لیمنا (۲۰۲۳)، راچما و همکاران (۲۰۲۶)	سرعت اپلیکیشن، سهولت کاربری، امنیت موبایل‌بانک	کمی/لیکرت	ورودی
	تجربه حضوری	سابورایان و همکاران (۲۰۲۰)، فام و همکاران (۲۰۲۲)، ماهیتی و سائو (۲۰۲۳)، داغر و اسمودی (۲۰۱۹)، کارگیلی و همکاران (۲۰۲۱)	دسترسی‌پذیری شعب، نظم و سازماندهی	کمی/لیکرت	ورودی
عامل مشتری اعتماد	شفافیت	واسان (۲۰۱۸)، سیفو (۲۰۲۴)	وضوح هزینه‌ها، صداقت در اطلاع‌رسانی	کمی/لیکرت	ورودی
	امنیت	کلی و پاناپیانان (۲۰۱۹)، لیمنا (۲۰۲۳)، راچما و همکاران (۲۰۲۶)، وظیفه دوست و همکاران (۲۰۱۳)، آیو و همکاران (۲۰۱۶)، کائوشیک (۲۰۲۴)، حسینی و همکاران (۲۰۲۲)، وولانداری (۲۰۲۲)	امنیت اطلاعات، امنیت تراکنش	کمی/لیکرت	ورودی
عامل مشتری رضایت	رضایت از خدمات	وظیفه دوست و همکاران (۲۰۱۳)، آیو و همکاران (۲۰۱۶)، کائوشیک (۲۰۲۴)، حسینی و همکاران (۲۰۲۲)، وولانداری (۲۰۲۲)، وظیفه دوست و همکاران (۲۰۱۳)، آیو و همکاران (۲۰۱۶)، کائوشیک (۲۰۲۴)، حسینی و همکاران (۲۰۲۲)، وولانداری (۲۰۲۲)	رضایت از کارکنان، رضایت کلی	کمی/لیکرت	ورودی
	رضایت از ارزش	دیلورنزو (۲۰۰۲)، واچوویک (۲۰۰۶)، پیلا (۲۰۲۵)، تانجا و همکاران (۲۰۱۵)، اشرف الزمان و همکاران (۲۰۲۵)	تناسب هزینه–فایده، مقایسه با رقبا	کمی/لیکرت	ورودی
عامل محصول/خدمت پیشنهاد	ویژگی‌های	رومچو (۲۰۲۴)، جوزف و ساجیکومار (۲۰۲۵)، حسن و همکاران (۲۰۲۵)، بیان و همکاران (۲۰۲۳)، حسن و همکاران (۲۰۲۵)، بیان و همکاران (۲۰۲۳)	تنوع محصولات، نرخ بهره، کارمزد	کمی	ورودی
عامل بازاریابی	ارتباطات	انگوین و موگاجی(۲۰۲۲)، بیزا (۲۰۱۹)، انگوین و موگاجی(۲۰۲۲)، بیزا (۲۰۱۹)	فراوانی تبلیغات، کانال‌های ارتباطی	کمی	ورودی

E-ISSN: 3041-8585

	پاسخ به کمپین	پیلا (۲۰۲۵)، تانجا و همکاران (۲۰۱۵)، اشرف الزمان و همکاران (۲۰۲۵)، پیلا (۲۰۲۵)، تانجا و همکاران (۲۰۱۵)، اشرف الزمان و همکاران (۲۰۲۵)	نرخ باز شدن پیامک، نرخ کلیک	کمی	ورودی
	ارزش برند	کارلوس و همکاران (۲۰۰۶)، خان و کدیر (۲۰۱۱)، پارانته و همکاران (۲۰۱۵)، ریادی (۲۰۱۹)، دائو و همکاران (۲۰۲۱)	ارزش ادراک‌شده، تصویر ذهنی برند	کمی/لیکرت	ورودی
عامل رفتار تراکنشی	الگوهای تراکنش	جنروت (۲۰۱۹)، اوگوئلکا و همکاران (۲۰۱۵)، جنروت (۲۰۱۹)، اوگوئلکا و همکاران (۲۰۱۵)، جنروت (۲۰۱۹)، اوگوئلکا و همکاران (۲۰۱۵)	تعداد تراکنش ماهانه، میانگین مانده، تعداد تسهیلات	کمی	خروجی
	الگوهای مصرف	باقری و محمدی (۲۰۱۵)، جنروت (۲۰۱۹)، اوگوئلکا و همکاران (۲۰۱۵)	نسبت پایا/ساتنا، کارت‌به‌کارت	کمی	خروجی
عامل رفتار کانالی	ترجیح کانال	آلام (۲۰۱۷)، روزیک و بکه (۲۰۱۷)، آساب (۲۰۱۴)، جنروت (۲۰۱۹)، اوگوئلکا و همکاران (۲۰۱۵)، لی (۲۰۰۹)	نسبت استفاده آنلاین/شعبه، فرکانس استفاده از موبایل‌بانک	کمی	خروجی
عامل وفاداری	استمرار همکاری	دائو و همکاران (۲۰۲۶)، القراشی و همکاران (۲۰۲۵)، فیوه و همکاران (۲۰۲۳)، دائو و همکاران (۲۰۲۶)، القراشی و همکاران (۲۰۲۵)، غمری و شاما (۲۰۲۲)	احتمال ادامه استفاده، تکرار تعامل، نرخ حفظ	کمی	خروجی
	حمایت از برند	فمیک و جوورویک(۲۰۱۵)، بریچه و همکاران (۲۰۲۶)، خاشان و همکاران (۲۰۲۴)	قصد معرفی به دیگران	کمی/لیکرت	خروجی
عامل ریزش مشتری	کاهش استفاده	گائررو و همکاران (۲۰۲۶)، علی زاده و همکاران (۲۰۲۳)، بهارو و همکاران (۲۰۲۵)، سینق و همکاران (۲۰۲۴)، دائو و همکاران (۲۰۲۶)، القراشی و همکاران (۲۰۲۵)	کاهش تراکنش‌ها، احتمال قطع همکاری	کمی	خروجی
عامل رفتار خرید	پذیرش پیشنهاد	حسینی و همکاران (۲۰۲۲)، کینگ (۲۰۱۰)، حسینی و همکاران (۲۰۲۲)، کینگ (۲۰۱۰)، آجیبولا و همکاران (۲۰۲۶)، جنروت (۲۰۱۹)، اوگوئلکا و همکاران (۲۰۱۵)	تعداد محصولات خریداری‌شده، خرید خدمت جدید، سپرده‌گذاری جدید	کمی	خروجی

در بخش کیفی شاخص‌های تحلیل رفتار مشتری بر اساس رفتار پیشین در بانک شناسایی شدند. شاخص‌هایی که در این ابعاد شناسایی شدند عبارتند از: ویژگی‌های فردی، وضعیت مالی، پاسخگویی، قابلیت اعتماد، تضمین، تجربه دیجیتال، تجربه حضوری، شفافیت، امنیت، رضایت از خدمات، رضایت از ارزش، ویژگی‌های پیشنهاد، ارتباطات، پاسخ به کمپین، ارزش برند، الگوهای تراکنش، الگوهای مصرف، ترجیح کانال، استمرار همکاری، حمایت از برند، کاهش استفاده و پذیرش پیشنهاد.

در این مرحله هدف پیش بینی رفتار مشتریان بر اساس رفتارهای پیشین با استفاده از یادگیری ماشین و یادگیری عمیق هست. از جمله الگوریتم‌های درخت تصمیم **(SVM)**، ماشین بردار پشتیبان (**SVM**) و یادگیری عمیق (با استفاده از **Transformer**). نتایج حاصل از بررسی هر سه روش در بخش کمی به هم نزدیکه بوده است. در جدول زیر این نتایج آماده است:

جدول ۲

مقایسه نتایج حاصل از بررسی مدل‌های پیش بینی

مدل	قدرت تبیین (R۲)	خطای MAE	خطای RMSE
درخت تصمیم	۰.۸۳۲۷	۰.۰۴۲۱	۰.۰۵۳۲
ماشین بردار پشتیبان	۰.۸۲۵۶	۰.۰۴۳۱	۰.۰۵۴۴
یادگیری عمیق	۰.۸۲۰۹	۰.۰۴۴۲	۰.۰۵۵۱

بر اساس نتایج جدول فوق مشاهده می‌شود که مدل درخت تصمیم بیشترین میزان ضریب تعیین را داشته است. پس از آن مدل ماشین بردار پشتیبان بیشترین میزان ضریب تعیین را داشته و سپس یادگیری عمیق. خطای (**MAE**) نیز چنین روندی دارد. بنابراین میتوان بیان نمود در این مطالعه مدل درخت تصمیم بهترین با تفاوتی اندک از دو مدل دیگر، قدرت بیشتری داشته است.

بحث و نتیجه‌گیری

هدف پژوهش حاضر طراحی مدل تحلیل رفتار مشتری در بانک با استفاده از هوش مصنوعی بود. یافته‌های بخش کیفی نشان داد که رفتار مشتریان بانکی پدیده‌ای چندبعدی و متأثر از مجموعه‌ای از عوامل فردی، مالی، خدماتی، تجربی، ارتباطی، تراکنشی و نگرشی است. در این بخش، ۴۹ مفهوم در قالب ۲۲ مؤلفه و ۱۲ بعد اصلی شناسایی شد که شامل عامل جمعیت‌شناختی، کیفیت خدمات، تجربه مشتری، اعتماد مشتری، رضایت مشتری، محصول یا خدمت، بازاریابی، رفتار تراکنشی، رفتار کانالی، وفاداری، ریزش مشتری و رفتار خرید بود. این یافته نشان می‌دهد که تحلیل رفتار مشتری در بانک نمی‌تواند صرفاً بر داده‌های مالی یا تراکنشی متکی باشد، بلکه باید ترکیبی از داده‌های عینی، ادراکی، رفتاری و تجربی را دربرگیرد. به بیان دیگر، رفتار مشتریان بانکی حاصل تعامل میان ویژگی‌های فردی و مالی، ادراک آنان از کیفیت و امنیت خدمات، تجربه آنان از کانال‌های دیجیتال و حضوری، پاسخ آنان به ارتباطات بازاریابی، و الگوهای واقعی استفاده از خدمات بانکی است. این نتیجه با دیدگاه‌هایی همسو است که رفتار مشتری در صنعت بانکداری را پدیده‌ای چندلایه و وابسته به کیفیت خدمات، رضایت، ارزش ادراک‌شده و قصد تداوم رابطه می‌دانند (Pouya et al., 2021). همچنین، یافته حاضر با مطالعاتی که مدیریت ارتباط با مشتری را یکی از عوامل اثرگذار بر رفتار مشتریان و تداوم تعامل آنان با سازمان معرفی کرده‌اند همخوانی دارد (Mahmoudi, 2020).

نتایج حاصل از فراترکیب نشان داد که ویژگی‌های فردی و وضعیت مالی به عنوان مؤلفه‌های جمعیت‌شناختی و اقتصادی، نقش ورودی مهمی در مدل تحلیل رفتار مشتری دارند. این امر بیانگر آن است که سن، جنسیت، سطح تحصیلات، درآمد، مانده حساب و توان مالی می‌توانند زمینه اولیه شکل‌گیری الگوهای رفتاری مشتریان را فراهم کنند. از سوی دیگر، کیفیت خدمات با مؤلفه‌هایی مانند پاسخگویی، قابلیت اعتماد و تضمین، یکی از ابعاد اصلی اثرگذار بر رفتار مشتریان شناسایی شد. این یافته نشان می‌دهد که سرعت و دقت خدمت‌دهی، رفتار کارکنان، صحت اطلاعات، تحقق وعده‌ها، امنیت روانی و احترام در تعاملات بانکی می‌توانند بر رضایت، اعتماد و وفاداری مشتری اثر بگذارند. چنین نتیجه‌ای با مطالعاتی همسو است که بر نقش کیفیت خدمات، اعتماد و ارزش ادراک‌شده در شکل‌گیری نیت و تجربه مشتریان تأکید کرده‌اند (Azad et al., 2022). همچنین، شناسایی تجربه دیجیتال و تجربه حضوری به عنوان دو مؤلفه مستقل نشان می‌دهد که بانکداری معاصر در نقطه تلاقی خدمات انسانی و فناوری‌های دیجیتال قرار دارد و ارزیابی رفتار مشتریان بدون توجه به هر دو بستر ناقص خواهد بود. این یافته با پژوهش‌هایی هماهنگ است که بانکداری دیجیتال را بستری برای شخصی‌سازی خدمات، افزایش تعامل مشتری و بهبود تجربه مصرف‌کننده دانسته‌اند (Ashrafuzzaman et al., 2025).

یکی دیگر از یافته‌های مهم پژوهش، شناسایی اعتماد مشتری از طریق دو مؤلفه شفافیت و امنیت بود. این نتیجه بیانگر آن است که مشتریان بانکی نه تنها به کارکردهای مالی خدمات توجه دارند، بلکه وضوح هزینه‌ها، صداقت در اطلاع‌رسانی، امنیت اطلاعات و امنیت تراکنش‌ها را نیز در ارزیابی خود از بانک وارد می‌کنند. اعتماد در بانکداری جایگاهی محوری دارد، زیرا خدمات مالی ذاتاً با ریسک، محرمانگی، دارایی و تصمیم‌های بلندمدت مشتریان مرتبط هستند. بنابراین، هرگونه ابهام در هزینه‌ها، ضعف در حفاظت از داده‌ها یا احساس ناامنی در تراکنش‌ها می‌تواند بر رفتارهای آتی مشتریان، از جمله کاهش استفاده، انتقال به رقبا یا عدم پذیرش پیشنهادهای جدید اثرگذار باشد. این یافته با

E-ISSN: 3041-8585

پژوهش‌هایی همسو است که نشان داده‌اند ریسک ادراک‌شده، اعتماد ادراک‌شده و نگرش نسبت به هوش مصنوعی از عوامل مهم در پذیرش خدمات بانکی مبتنی بر هوش مصنوعی هستند (Rahman et al., 2023). همچنین، تأکید بر امنیت و شفافیت با دیدگاه‌هایی هماهنگ است که چالش‌های اخلاقی، حریم خصوصی و تفسیرپذیری را از الزامات کلیدی به‌کارگیری هوش مصنوعی در تحلیل رفتار مشتریان معرفی کرده‌اند (Rajasekaran & Selvam, 2025).

در بعد رضایت مشتری، دو مؤلفه رضایت از خدمات و رضایت از ارزش شناسایی شد. این یافته نشان می‌دهد که رضایت مشتری تنها از کیفیت تعامل یا عملکرد کارکنان ناشی نمی‌شود، بلکه مقایسه هزینه و فایده، تناسب ارزش دریافتی با انتظارات، و ارزیابی مشتری از بانک در مقایسه با رقبا نیز در شکل‌گیری رضایت نقش دارد. بنابراین، بانک‌هایی که خدمات خود را با هزینه‌های شفاف، پیشنهادهای متناسب، تجربه کاربری مطلوب و ارتباطات مؤثر ارائه می‌کنند، احتمالاً سطح بالاتری از رضایت و وفاداری مشتریان را تجربه خواهند کرد. این نتیجه با مطالعاتی همسو است که استفاده از هوش مصنوعی را عاملی برای ارتقای تجربه مشتری، شخصی‌سازی خدمات و توسعه بازاریابی راهبردی دانسته‌اند (Sahut & Laroche, 2025). همچنین، شناسایی مؤلفه‌های ویژگی‌های پیشنهاد، ارتباطات، پاسخ به کمپین و ارزش برند نشان می‌دهد که رفتار مشتریان بانکی تا حد زیادی به نحوه طراحی و ارائه پیشنهادهای مالی، کیفیت ارتباطات بازاریابی و تصویر ذهنی آنان از برند بانک وابسته است. این یافته با پژوهش‌هایی هماهنگ است که بازاریابی مبتنی بر هوش مصنوعی را ابزاری برای تحلیل داده‌های مشتری، هدفمندکردن تبلیغات، بهینه‌سازی منابع بازاریابی و پیش‌بینی رفتار مصرف‌کننده معرفی کرده‌اند (Alizadeh et al., 2023).

در بخش خروجی مدل، مؤلفه‌هایی مانند الگوهای تراکنش، الگوهای مصرف، ترجیح کانال، استمرار همکاری، حمایت از برند، کاهش استفاده و پذیرش پیشنهاد شناسایی شد. این یافته اهمیت زیادی دارد، زیرا نشان می‌دهد که رفتار مشتریان بانکی را می‌توان نه فقط از طریق نگرش‌ها و ادراکات، بلکه از طریق داده‌های واقعی تعامل و تراکنش نیز تحلیل کرد. تعداد تراکنش‌های ماهانه، میانگین مانده حساب، تعداد تسهیلات، نسبت استفاده از پایا یا ساتنا، فراوانی استفاده از موبایل‌بانک، احتمال ادامه استفاده، قصد معرفی بانک به دیگران، کاهش تراکنش‌ها و خرید خدمات جدید، شاخص‌هایی هستند که امکان تبدیل رفتار مشتری به داده‌های قابل تحلیل را فراهم می‌سازند. این نتیجه با مطالعاتی همسو است که تحلیل رفتار مشتری مبتنی بر هوش مصنوعی را ابزاری برای استخراج الگوهای تجاری، بخش‌بندی مشتریان، پیش‌بینی رفتارهای آینده و طراحی سیستم‌های توصیه‌گر می‌دانند (Aneja, 2023). همچنین، با دیدگاه‌هایی هماهنگ است که تأکید دارند هوش مصنوعی از طریق بازشکل‌دهی زمینه‌های تعامل آنلاین، می‌تواند رفتار مشارکتی، تجربه و واکنش مشتریان را در محیط‌های دیجیتال تغییر دهد (Perez-Vega et al., 2021).

نتایج بخش کمی نشان داد که هر سه الگوریتم مورد استفاده، یعنی درخت تصمیم، ماشین بردار پشتیبان و یادگیری عمیق مبتنی بر Transformer، توانایی مناسبی در پیش‌بینی رفتار مشتریان بانکی داشتند. با این حال، مدل درخت تصمیم با ضریب تعیین ۰.۸۳۲۷، خطای MAE برابر با ۰.۰۴۲۱ و خطای RMSE برابر با ۰.۰۵۳۲ بهترین عملکرد را نشان داد. برتری درخت تصمیم می‌تواند ناشی از قابلیت این الگوریتم در مدیریت داده‌های ترکیبی، تفکیک قواعد تصمیم، و ارائه ساختاری قابل تفسیر برای تحلیل روابط میان متغیرهای ورودی و خروجی باشد. در مسائل بانکی، که مدیران علاوه بر دقت پیش‌بینی به قابلیت توضیح مدل نیاز دارند، درخت تصمیم می‌تواند مزیتی عملی ایجاد کند؛ زیرا مسیر تصمیم‌گیری و نقش متغیرها را نسبتاً شفاف نمایش می‌دهد. این یافته با مطالعاتی همسو است که استفاده از داده‌کاوی و مدل‌های چندمرحله‌ای را برای ارزیابی عملکرد مشتریان بانکی و بیمه‌ای مؤثر دانسته‌اند (Amirhasankhani et al., 2021). همچنین، نتیجه حاضر با پژوهش‌هایی هماهنگ است که الگوریتم‌های هوش مصنوعی و شبکه‌های عصبی را ابزارهایی کارآمد برای پیش‌بینی رفتار مشتریان و پشتیبانی از تصمیم‌گیری‌های راهبردی معرفی کرده‌اند (Ghorbani Ghader et al., 2024).

عملکرد مناسب ماشین بردار پشتیبان و یادگیری عمیق نیز نشان می‌دهد که روابط میان مؤلفه‌های رفتاری مشتریان بانکی از پیچیدگی بالایی برخوردار است و می‌توان آن‌ها را با الگوریتم‌های مختلف مدل‌سازی کرد. ماشین بردار پشتیبان با توانایی تفکیک داده‌ها در فضای ویژگی‌های پیچیده، برای پیش‌بینی رفتارهایی که مرزهای تصمیم‌گیری غیرخطی دارند مناسب است. از سوی دیگر، یادگیری عمیق مبتنی بر Transformer به دلیل توانایی در تحلیل وابستگی‌های پیچیده و الگوهای توالی‌دار می‌تواند در تحلیل داده‌های رفتاری و تراکنشی مشتریان کاربرد داشته باشد. این یافته با پژوهش‌هایی همسو است که رویکردهای یادگیری عمیق را در تصمیم‌گیری بانکی و پیش‌بینی رفتار مشتریان مؤثر دانسته‌اند (Rana, 2024). همچنین، مطالعات مربوط به تحلیل رفتار مشتری در زمان واقعی نشان می‌دهند که ترکیب فناوری‌های داده‌محور و هوش مصنوعی می‌تواند به کشف سریع الگوهای رفتاری و بهبود تصمیم‌گیری سازمانی منجر شود (Kumar et al., 2025). با این حال، در پژوهش حاضر، برتری نسبی درخت تصمیم نشان می‌دهد که در برخی محیط‌های بانکی، الگوریتم‌های قابل تفسیر می‌توانند حتی در مقایسه با مدل‌های پیچیده‌تر عملکرد مطلوب‌تری داشته باشند.

یافته‌های پژوهش حاضر از منظر نظری نشان می‌دهد که تحلیل رفتار مشتری در بانک باید در چارچوبی چندبعدی انجام شود که هم متغیرهای ادراکی و تجربی و هم متغیرهای رفتاری و تراکنشی را شامل شود. چنین نگاهی با روندهای جدید تحلیل رفتار مصرف‌کننده هماهنگ است که در آن فناوری‌هایی مانند یادگیری ماشین، پردازش زبان طبیعی، مدل‌های مولد و خوشه‌بندی برای شناسایی الگوهای رفتاری، پیش‌بینی تقاضا و بهینه‌سازی راهبردهای بازاریابی مورد استفاده قرار می‌گیرند (Anna, 2024). از منظر کاربردی نیز یافته‌ها نشان می‌دهد که بانک‌ها می‌توانند با تجمیع داده‌های پراکنده مشتریان، طراحی شاخص‌های معتبر، و استفاده از مدل‌های پیش‌بینانه، از تصمیم‌گیری واکنشی فاصله گرفته و به تصمیم‌گیری پیش‌نگر دست یابند. این نتیجه با مطالعاتی همسو است که تحلیل‌های پیش‌بینانه مبتنی بر هوش مصنوعی را برای شناخت روندهای بازار، درک رفتار مصرف‌کننده و پاسخ مؤثرتر به تقاضاهای در حال تغییر مفید دانسته‌اند (Okeleke et al., 2024). همچنین، نقش ارتباطات هوشمند، پاسخگویی و تعامل دیجیتال در رفتار مشتریان با یافته‌هایی هماهنگ است که نشان داده‌اند ارتباطات چت‌باتی مبتنی بر هوش مصنوعی از طریق رضایت، تعامل و قصد خرید بر رفتار مشتری اثر می‌گذارد (Jiang et al., 2022).

به طور کلی، نتایج پژوهش حاضر نشان داد که هوش مصنوعی می‌تواند به عنوان ابزاری راهبردی در تحلیل و پیش‌بینی رفتار مشتریان بانکی مورد استفاده قرار گیرد. شناسایی ابعاد و مؤلفه‌های مدل از یک سو و اعتبارسنجی الگوریتمی آن از سوی دیگر، نشان می‌دهد که پیوند میان روش‌های کیفی و کمی می‌تواند چارچوبی جامع برای فهم و پیش‌بینی رفتار مشتریان فراهم کند. این یافته با مطالعاتی همسو است که بر ضرورت طراحی مدل‌های پیاده‌سازی بازاریابی دیجیتال و مدیریت ارتباط با مشتری مبتنی بر هوش مصنوعی تأکید کرده‌اند (Bashkouh & Mohammadkhani, 2023). همچنین، با پژوهش‌هایی هماهنگ است که الزامات راهبردی، رفتاری و زمینه‌ای استفاده از هوش مصنوعی را برای توسعه روابط عمومی، نوآوری و تصمیم‌گیری در بانک‌ها مهم دانسته‌اند (Hosseini et al., 2024). بنابراین، مدل پیشنهادی این پژوهش می‌تواند برای شناسایی مشتریان در معرض ریزش، طراحی پیشنهادهای شخصی‌سازی‌شده، بهبود تجربه دیجیتال، افزایش اثربخشی کمپین‌ها، تقویت وفاداری و ارتقای کیفیت تصمیم‌گیری مدیریتی در بانک‌ها به کار گرفته شود. در مجموع، نتایج نشان می‌دهد که تحلیل رفتار مشتریان بانکی زمانی اثربخش خواهد بود که داده‌های چندمنبعی، شاخص‌های معتبر رفتاری و الگوریتم‌های هوش مصنوعی در قالب مدلی منسجم و قابل تفسیر تلفیق شوند.

پژوهش حاضر با وجود ارائه مدلی جامع برای تحلیل رفتار مشتریان بانکی، با برخی محدودیت‌ها همراه بود. نخست آنکه بخشی از داده‌های مورد استفاده در مدل بر اساس پرسشنامه و دیدگاه پاسخ‌دهندگان گردآوری شد و بنابراین احتمال سوگیری پاسخ، برداشت ذهنی و خطای خودگزارشی وجود دارد. دوم آنکه ماهیت مقطعی پژوهش امکان بررسی تغییرات رفتاری مشتریان در طول زمان را محدود می‌کند. سوم

E-ISSN: 3041-8585

آنکه اگرچه در این پژوهش از داده‌های ترکیبی و الگوریتم‌های مختلف استفاده شد، اما کیفیت و تنوع داده‌های واقعی مشتریان بانکی می‌تواند بر دقت مدل اثر بگذارد. همچنین، تفاوت در زیرساخت‌های فناوری، سیاست‌های داده‌ای، نوع مشتریان و سطح بلوغ دیجیتال بانک‌ها ممکن است تعمیم‌پذیری کامل نتایج به همه بانک‌ها را با محدودیت مواجه سازد.

پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آینده مدل حاضر را با استفاده از داده‌های طولی و داده‌های واقعی‌تر تراکنشی در بازه‌های زمانی مختلف آزمون کنند تا پایداری و دقت پیش‌بینی مدل در شرایط متغیر بررسی شود. همچنین، مقایسه عملکرد الگوریتم‌های بیشتری مانند جنگل تصادفی، گرادیان بوستینگ، شبکه‌های عصبی بازگشتی و مدل‌های ترکیبی می‌تواند شناخت دقیق‌تری از مناسب‌ترین روش‌های پیش‌بینی رفتار مشتریان بانکی فراهم کند. افزون بر این، پیشنهاد می‌شود نقش متغیرهایی مانند اعتماد به هوش مصنوعی، نگرانی از حریم خصوصی، سواد دیجیتال مشتریان و تجربه استفاده از خدمات هوشمند بانکی در مدل‌های بعدی بررسی شود. انجام مطالعات تطبیقی میان بانک‌های دولتی، خصوصی و دیجیتال نیز می‌تواند به غنای نظری و کاربردی این حوزه کمک کند.

بر اساس یافته‌های پژوهش، پیشنهاد می‌شود بانک‌ها سامانه‌های یکپارچه مدیریت داده مشتریان را توسعه دهند تا داده‌های جمعیت‌شناختی، مالی، تراکنشی، رفتاری، ارتباطی و تجربی در یک چارچوب واحد قابل تحلیل باشند. همچنین، استفاده از مدل‌های قابل تفسیر مانند درخت تصمیم در کنار الگوریتم‌های پیشرفته‌تر می‌تواند به مدیران کمک کند تا علاوه بر دستیابی به دقت پیش‌بینی، منطق تصمیم‌گیری مدل را نیز درک کنند. بانک‌ها باید از نتایج مدل برای شناسایی زودهنگام مشتریان در معرض ریزش، طراحی پیشنهادهای شخصی‌سازی‌شده، بهینه‌سازی کمپین‌های بازاریابی، بهبود تجربه دیجیتال و افزایش امنیت ادراک‌شده استفاده کنند. همچنین، آموزش کارکنان در زمینه تحلیل داده، اخلاق هوش مصنوعی و مدیریت ارتباط هوشمند با مشتری می‌تواند زمینه اجرای موفق چنین مدل‌هایی را فراهم سازد.

تقدیر و تشکر

از تمامی کسانی که در انجام این مطالعه همراهی نمودند تشکر و قدردانی می‌گردد.

تعارض منافع

در انجام مطالعه حاضر، هیچ‌گونه تضاد منافعی وجود ندارد.

مشارکت نویسندگان

در نگارش این مقاله تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

موازین اخلاقی

در پژوهش حاضر تمامی موازین اخلاقی رعایت گردیده است.

شفافیت داده‌ها

داده‌ها و مآخذ پژوهش حاضر در صورت درخواست از نویسنده مسئول و ضمن رعایت اصول کپی رایت ارسال خواهد شد.

حامی مالی

این پژوهش حامی مالی نداشته است.

References

Abrardi, L., Cambini, C., & Rondi, L. (2022). Artificial Intelligence, Firms and Consumer Behavior: A Survey. *Journal of Economic Surveys*, *36*(4), 969-991. https://doi.org/10.1111/joes.12455

Alizadeh, H., Nazarpour Kashani, H., Jalali Filshour, M., & Pourjabbari Khameneh, A. H. (2023). *Evaluation of Consumer Behavior Prediction Based on Artificial-Intelligence-Based Marketing*.

Amirhasankhani, H., Tolouei Ashlaghi, A., Radfar, R., & PourEbrahimi, A. (2021). *Presenting a Two-Stage Data-Mining-Based Model for Evaluating the Performance of Joint Bank and Insurance Customers*.

Aneja, A. (2023). Artificial Intelligence-Based Customer Behavioral Analysis: Techniques, Applications, and Business Insights.

Anna, K. (2024). *Artificial Intelligence in Consumer Behavior Analysis: Trends and Prospects*.

Ashrafuzzaman, M., Parveen, R., Sumiya, M. A., & Rahman, A. (2025). AI-Powered Personalization in Digital Banking: A Review of Customer Behavior Analytics and Engagement. *American Journal of Interdisciplinary Studies*, *6*(1), 40-71. https://doi.org/10.63125/z9s39s47

Azad, N., Soleimani, M. H., & Sedighi, S. (2022). *The Effect of Trust and Perceived Value on Customer Intention as well as Customer Reasons and Experience in Artificial Intelligence*.

Bashkouh, A., & Mohammadkhani. (2023). Designing a Model for Implementing Business-to-Business Digital Marketing with Emphasis on Artificial-Intelligence-Based Customer Relationship Management. *Modern Marketing Research*, *13*(3), 133-158.

Ghorbani Ghader, A., Hashemi Nasab, M., & Hedayati, M. S. (2024). Designing a Model for Predicting Customer Behavior Using Artificial Intelligence Algorithms and Neural Networks. *Intelligent Strategic Management*, *3*(2), 39-56.

Hosseini, S. M., Sadeghi Lavasani-Nia, N., & Niroumand, L. (2024). Public Relations and Artificial Intelligence: Requirements and Effects of Artificial Intelligence on Public Relations of Bank Saderat Iran. *Society, Culture, Media*, *13*(53), 299-335.

Jiang, H., Cheng, Y., Yang, J., & Gao, S. (2022). AI-Powered Chatbot Communication with Customers: Dialogic Interactions, Satisfaction, Engagement, and Customer Behavior. *Computers in human Behavior*, *134*, 107329. https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107329

Kumar, M. S., Srivastava, V., Behera, B. B., Savariapitchai, M., Sahu, S., Mahajan, R., & George, A. S. (2025). IoE and AI in Real-Time Customer Behavior Analysis. In *Role of Internet of Everything (IOE), VLSI Architecture, and AI in Real-Time Systems* (pp. 241-256). https://doi.org/10.4018/979-8-3693-7367-5.ch017

Mahmoudi, M. H. (2020). Examining the Effect of Customer Relationship Management on Customer Behavior. *Management and Accounting in the Third Millennium*, *1*(1), 18-27.

Mirshafiei, A. a.-S., Taleghani, M., & Saberi Haghayegh, R. A. (2024). Identifying and Analyzing Key Factors Affecting Behavioral Patterns of Customers in the Banking System. *Technology in Entrepreneurship and Strategic Management*, *3*(5), 70-86.

Okeleke, P. A., Ajiga, D., Folorunsho, S. O., & Ezeigweneme, C. (2024). Predictive Analytics for Market Trends Using AI: A Study in Consumer Behavior. *International Journal of Engineering Research Updates*, *7*(1), 36-49. https://doi.org/10.53430/ijeru.2024.7.1.0032

Perez-Vega, R., Kaartemo, V., Lages, C. R., Razavi, N. B., & Mannisto, J. (2021). Reshaping the Contexts of Online Customer Engagement Behavior via Artificial Intelligence: A Conceptual Framework. *Journal of Business Research*, *129*, 902-910. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.11.002

Pouya, B., Hadi, Hosseinzadeh, & Fakharian. (2021). Analysis of Corporate Customers' Attitudes and Behavior in the Banking Industry. *Business Management Explorations*, *14*(27), 47-70.

Rahman, M., Ming, T. H., Baigh, T. A., & Sarker, M. (2023). Adoption of Artificial Intelligence in Banking Services: An Empirical Analysis. *International Journal of Emerging Markets*, *18*(10), 4270-4300. https://doi.org/10.1108/IJOEM-06-2020-0724

Rajasekaran, R. T., & Selvam, M. (2025). AI-Powered Behaviour Analysis in Financial Services.

Rana, M. N. U. (2024). Revolutionizing Banking Decision-Making: A Deep Learning Approach to Predicting Customer Behavior. *Journal of Business and Management Studies*, *6*(3), 21. https://doi.org/10.32996/jbms.2024.6.3.3

Sahut, J. M., & Laroche, M. (2025). Using Artificial Intelligence (AI) to Enhance Customer Experience and to Develop Strategic Marketing: An Integrative Synthesis. *Computers in human Behavior*, *170*, 108684. https://doi.org/10.1016/j.chb.2025.108684

E-ISSN: 3041-8585