Journal of Industrial Innovations 2(3) (2024) 264 – 284

Industrial Innovations

https://jii.araku.ac.ir

ISSN: 3092-7811

Study on Preventing E-Commerce Customer Churn Based on a Business Intelligence Strategy Based on Machine Learning (Case Study: Pasargad Electronic Payment Company)

Reyhaneh Osety Ahari [a], Elham Ramezani [b*]

[a] Department of Business Administration, Faculty of Management, Islamic Azad University, Central Tehran Branch, Tehran, Iran.
[b] Department of Information Technology Management, Faculty of Management, Islamic Azad University, Central Tehran Branch, Tehran, Iran.

Use your device to scan and read the article online

Citation: Osety Ahari R, Ramezani E. Study on Preventing E-Commerce Customer Churn Based on a Business Intelligence Strategy Based on Machine Learning (Case Study: Pasargad Electronic Payment Company). Industrial Innovations. 2024;2(3):264-284.

https://doi.org/10.61882/jii.2.3.264

KEYWORDS

Customer churn;
E-commerce;
Business intelligence;
Machine learning ML.

ABSTRACT

Customer churn is one of the fundamental and critical challenges in the e-commerce space that has a direct and widespread impact on the profitability, growth, and long-term sustainability of organizations. The main goal of this research is to provide a comprehensive and efficient model for predicting and preventing customer churn in the e-commerce context by utilizing modern business intelligence technologies and advanced machine learning algorithms. In this direction, the Support Vector Machine (SVM) algorithm was selected as a powerful tool for analyzing customer data and predicting their behavior. For this purpose, first, real and valid data was collected from customers of an active e-commerce platform. Then, data preprocessing steps including cleaning, normalization, and selection of influential features were carefully performed to optimize the quality of data for training the model. The SVM model was trained based on this processed data and then evaluated using standard evaluation criteria including Accuracy, Recall, and the F1 composite criterion. The results showed that the model has a good ability to identify customers at risk of churn with acceptable accuracy and can be used as an effective tool in predicting customer behavior. Next, in order to examine the managerial and organizational dimensions of the issue, hypotheses related to the factors affecting customer churn were developed and analyzed using valid statistical tests. The findings indicate that the business intelligence approach based on machine learning plays a prominent role not only in predicting churn but also in improving strategic decision-making processes and customer retention. This research, while promoting scientific knowledge in the field of customer churn management, provides practical and effective solutions to improve the organization's interactions with customers and increase their satisfaction and loyalty. Finally, the proposed model can help organizations to develop and implement targeted and efficient policies and strategies to reduce churn and strengthen customer loyalty by more accurately recognizing customer behavior patterns.

Extended Abstract

1. Introduction

With the growth of e-commerce and the increasing importance of customer retention, businesses face the critical challenge of customer churn, which impacts profitability and increases marketing costs. Leveraging business intelligence and machine learning, especially algorithms like Support Vector Machine (SVM), enables companies to analyze historical data, identify behavioral patterns, and predict the likelihood of churn. These technologies help organizations

* Corresponding author.
E-mail address: Elham.ramezani2012@hotmail.com
DOI: https://doi.org/10.61882/jii.2.3.264
Received: July 24, 2025; Received in revised form: August 30, 2025; Accepted: September 6, 2025.
Article type: Research Paper

take timely, data-driven actions to retain customers, enhance user experience, and increase loyalty—particularly vital for small and medium-sized enterprises with limited resources. This study focuses on developing a predictive model to address customer churn using such intelligent methods.

2. **Design/Methodology/Appraoch**

In this study, using real data related to customer behavior on the Pasargad electronic payment platform, hypotheses have been developed that examine the impact of behavioral variables, customer satisfaction, and digital interaction on the probability of customer churn. Therefore, the research is based on hypothesis testing. To collect data, real data on transactions, visits, satisfaction surveys, and user feedback from a company active in the field of e-commerce was used. This data was extracted in a structured form and prepared for statistical analysis and modeling. Some qualitative data (such as user opinions) were also considered to complete the analysis, but the main focus was on numerical and quantitative data. In the data analysis stage, machine learning algorithms were used to model customer behavior and predict the probability of their churn. In addition, hypothesis testing was carried out through methods such as regression, analysis of variance, or decision trees to evaluate the relationships between variables. The tools used included Python and business intelligence software. Overall, the present study utilized a data-driven approach and, based on a combination of statistical methods and intelligent algorithms, examined hypotheses and extracted knowledge that can be used by businesses to prevent customer churn. In this article, an attempt has been made to present an analytical approach to identify factors affecting churn by considering various aspects of customer data. The data examined include purchasing behavior, level of interaction with the platform, text feedback, and user satisfaction levels, each of which represents a dimension of the customer relationship with the business.

3. **Finding**

The findings of this study showed that some behavioral variables have a positive and significant relationship with the probability of churn. For example, a high number of visits without making a purchase acts as a warning indicator and can be a sign of hidden dissatisfaction or hesitation of the customer to continue interacting with the platform. It was also found that the "type of products purchased" also affects churn, such that some product groups cause greater loyalty in customers and others are associated with a higher rate of churn. Statistical analyses including linear regression, coefficient of determination (R^2) and Pearson correlation confirmed that a significant part of the variation in customer churn can be explained by behavioral variables.

4. **Conclusion**

The use of machine learning-based business intelligence strategies provides an efficient platform for analyzing the large, diverse, and complex data that is continuously generated in customers' digital interactions in the e-commerce context. In the e-commerce space, a large volume of behavioral data is recorded, including purchase patterns, website visits, duration of interaction with different pages, visit-to-purchase conversion rates, abandoned shopping carts, and customer interests. The use of machine learning algorithms makes it possible to identify hidden patterns in this data and predictably model future customer behavior, especially their likelihood of churn.

These results show that customer behavioral data not only has acceptable explanatory power, but also, by applying intelligent data-based methods, can be used as effective tools in the management decision-making process. In fact, machine learning analytics can automatically identify customers at risk of churn and pave the way for timely implementation of preventive policies. Such an approach not only increases customer satisfaction and loyalty, but can also directly contribute to improving key performance indicators of the organization, including profitability, reducing new customer acquisition costs, and increasing business sustainability.

Finally, this research shows that the combination of data mining, machine learning, and business intelligence is an innovative and forward-looking solution to address the challenge of customer churn in e-commerce. On the one hand, this approach clarifies the reasons for churn through deep data analysis, and on the other hand, by providing operational solutions, it helps businesses design effective customer retention policies. Such an application of artificial intelligence can serve as a sustainable competitive advantage in today's digital markets.

نوآوری‌های صنعتی، دوره ۲، شماره ۳، سال ۱۴۰۳، صفحات ۲۶۴ تا ۲۸۴

نوآوری‌های صنعتی

شاپا: ۷۸۱۱-۳۰۹۲

بررسی پیشگیری فرآیند ریزش مشتری تجارت الکترونیک براساس استراتژی هوش تجاری مبتنی بر یادگیری ماشین (مطالعه موردی: شرکت پرداخت الکترونیک پاسارگاد)

ریحانه اوسطی آهاری [الف]، الهام رمضانی [ب*]

[الف] گروه مدیریت بازرگانی، دانشکده مدیریت، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران مرکز، تهران، ایران.

[ب] گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران مرکز، تهران، ایران.

واژگان کلیدی

ریزش مشتری؛
تجارت الکترونیک؛
هوش تجاری؛
یادگیری ماشین ML.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۵/۰۲

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۶/۰۸

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۱۵

چکیده

ریزش مشتری یکی از چالش‌های اساسی و حیاتی در فضای تجارت الکترونیک محسوب می‌شود که تأثیر مستقیم و گسترده‌ای بر سودآوری، رشد و پایداری بلندمدت سازمان‌ها دارد، از طرفی شناسایی عوامل مؤثر بر ریزش مشتری و اتخاذ راهکارهای پیشگیرانه برای تضمین پایداری، رشد و موفقیت بلندمدت کسب‌وکارها از اهمیت حیاتی برخوردار است. هدف اصلی این پژوهش، ارائه مدلی جامع و کارآمد برای پیش‌بینی و پیشگیری از ریزش مشتریان در بستر تجارت الکترونیکی با بهره‌گیری از فناوری‌های نوین هوش تجاری و الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین (ML[1]) است. در این مسیر، الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM[2]) به‌عنوان ابزاری قوی جهت تحلیل داده‌های مشتریان و پیش‌بینی رفتار آنان انتخاب شد. برای این منظور، ابتدا داده‌های واقعی و معتبر از مشتریان یک پلتفرم فعال در حوزه تجارت الکترونیکی جمع‌آوری گردید. سپس مراحل پیش‌پردازش داده شامل پاک‌سازی، نرمال‌سازی و انتخاب ویژگی‌های تأثیرگذار به دقت انجام شد تا کیفیت داده‌ها برای آموزش مدل بهینه شود. مدل SVM بر پایه این داده‌های پردازش شده آموزش داده شد و پس از آن با استفاده از معیارهای استاندارد ارزیابی شامل دقت، فراخوان و معیار ترکیبی F1 مورد سنجش قرار گرفت. نتایج حاصل نشان داد که مدل توانایی مناسبی در شناسایی مشتریان در معرض ریزش با دقت قابل قبول دارد و می‌تواند به‌عنوان ابزاری مؤثر در پیش‌بینی رفتار مشتریان به‌کار گرفته شود. در ادامه، جهت بررسی ابعاد مدیریتی و سازمانی موضوع، فرضیه‌هایی مرتبط با عوامل مؤثر بر ریزش مشتریان تدوین و با به‌کارگیری آزمون‌های آماری معتبر تحلیل شد. یافته‌ها حاکی از آن است که رویکرد هوش تجاری مبتنی بر یادگیری ماشین نه تنها در پیش‌بینی ریزش بلکه در بهبود فرآیندهای تصمیم‌گیری استراتژیک و حفظ مشتریان نقش برجسته‌ای دارد. این پژوهش ضمن ارتقاء دانش علمی در حوزه مدیریت ریزش مشتری، راهکارهای عملی و اثربخشی برای بهبود تعاملات سازمان با مشتریان و افزایش رضایت و وفاداری آنان ارائه می‌دهد. در نهایت، مدل پیشنهادی می‌تواند به سازمان‌ها کمک کند تا با شناخت دقیق‌تر الگوهای رفتاری مشتریان، سیاست‌ها و استراتژی‌های هدفمند و کارآمدی را برای کاهش ریزش و تقویت وفاداری مشتریان تدوین و اجرا نمایند.

[1] Machine Learning (ML)
[2] Support Verctor Machine (SVM)

* نویسنده مسئول؛
آدرس پست الکترونیک Elham.ramezani2012@hotmail.com

۱- مقدمه

با پیشرفت فناوری‌های نوین، هوش تجاری و یادگیری ماشین به‌عنوان ابزارهای کارآمد در تحلیل داده‌های مشتریان، ارائه الگوهای رفتاری و پیش‌بینی میزان احتمال ریزش مشتری به کار گرفته می‌شوند. این فناوری‌ها با استفاده از داده‌های تاریخی و تعاملات کاربران، الگوهای معناداری را استخراج کرده و به شرکت‌ها کمک می‌کنند تا با اتخاذ راهکارهای مناسب، میزان ریزش مشتریان را کاهش دهند [۱].

یکی از معضلات مهمی که کسب‌وکارهای آنلاین با آن مواجه‌اند، پدیده ریزش مشتریان است؛ مسئله‌ای که نه‌تنها موجب کاهش سودآوری می‌شود، بلکه هزینه‌های بازاریابی و جذب مشتریان جدید را نیز افزایش می‌دهد. ازاین‌رو، شناسایی به‌موقع نشانه‌های ریزش و طراحی راهکارهایی جهت پیشگیری از آن، برای حفظ پایداری و رقابت‌پذیری در بازارهای دیجیتال ضروری است [۲].

تجارت الکترونیک به یکی از ارکان اصلی اقتصاد جهانی تبدیل شده است. بااین‌حال، یکی از چالش‌های مهمی که کسب‌وکارهای آنلاین با آن مواجه هستند، ریزش مشتریان است. این موضوع به‌ویژه در بخش بازاریابی تجارت الکترونیک اهمیت دو چندان دارد، زیرا حفظ و جذب مشتریان می‌تواند تأثیر مستقیمی بر موفقیت و پایداری کسب‌وکارها داشته باشد [۳]. در تجارت الکترونیک، اصل مشتری مداری به‌عنوان یک ارزش بنیادین، جایگاهی کلیدی دارد. حفظ رابطه مستمر و رضایت‌بخش با مشتریان نه‌تنها موجب وفاداری آن‌ها می‌شود، بلکه عامل مهمی در پایداری و رشد بلندمدت کسب‌وکار به شمار می‌رود [۴]. در این حوزه، هدف اصلی آن است که تجربه‌ای شخصی‌سازی‌شده، سریع و قابل‌اعتماد برای مشتری فراهم شود؛ چرا که در صورت نارضایتی یا تأخیر در واکنش به نیازهای مشتری، احتمال ریزش افزایش می‌یابد [۵].

استفاده از تحلیل داده‌ها و یادگیری ماشین به کسب‌وکارها این امکان را می‌دهد که با بررسی داده‌های مشتریان، الگوهای ریزش آن‌ها را شناسایی کرده و اقداماتی برای حفظ مشتریان انجام دهند در شرایطی که جذب مشتریان جدید با هزینه‌های قابل‌توجهی همراه است، تمرکز بر نگهداری مشتریان موجود از منظر اقتصادی به‌صرفه‌تر و استراتژیک‌تر خواهد بود [۶].

درک صحیح از علل ریزش مشتریان و تدوین راهبردهایی جهت جلوگیری از آن، امری حیاتی برای بقا و رشد سازمان‌های فعال در تجارت الکترونیک به شمار می‌رود. افزون بر این، با توجه به سرعت بالای تحولات فناورانه و تغییرات مستمر در ترجیحات مشتریان، پژوهش حاضر می‌تواند با ارائه مدلی مبتنی بر داده‌های واقعی و روش‌های نوین یادگیری ماشین، پاسخگوی بخشی از خلأ علمی و عملی در این حوزه باشد [۷].

الگوریتم‌های یادگیری ماشین با پردازش حجم عظیمی از داده‌ها، قادرند نشانه‌های اولیه ریزش را شناسایی کرده و مدل‌هایی پیش‌بینانه ارائه دهند که سازمان‌ها را در اتخاذ تصمیمات به‌موقع و مؤثر یاری می‌کند. افزون بر این، به‌کارگیری این فناوری‌ها نه‌تنها موجب کاهش نرخ ریزش مشتری می‌شود، بلکه می‌تواند زمینه‌ساز طراحی خدمات و محصولات متناسب با نیازهای مشتریان، ارتقای تجربه کاربری و در نهایت افزایش وفاداری مشتریان گردد [۸]. این امر به‌ویژه برای کسب‌وکارهای کوچک و متوسط که منابع محدودی دارند، از اهمیت بیشتری برخوردار است، زیرا به آن‌ها کمک می‌کند با دقت بیشتر روی مشتریان هدف سرمایه‌گذاری کنند و بازدهی فعالیت‌های بازاریابی خود را افزایش دهند [۹].

در ایران، با توجه به رشد سریع تجارت الکترونیک و ظهور پلتفرم‌های متعدد در این حوزه، این مسئله به چالش مهم‌تری تبدیل شده است. بسیاری از کسب‌وکارهای آنلاین به دلیل عدم استفاده مناسب از داده‌های مشتریان و نبود استراتژی‌های مؤثر برای تعامل با آن‌ها، با نرخ بالای ریزش مشتریان مواجه هستند [۱۰]. بنابراین، تمرکز بر درک عمیق رفتار مشتری و تلاش برای ایجاد تعاملات مؤثر و مداوم، باید در کانون سیاست‌های مشتری‌مدارانه در تجارت الکترونیک قرار گیرد. با ترکیب فناوری‌های تحلیلی پیشرفته با اصول مشتری‌مداری، می‌توان نه تنها از ریزش مشتری جلوگیری کرد، بلکه ارزش طول عمر مشتری را نیز افزایش داد [۱۱]. از همین رو، پژوهش در این زمینه ضروری است تا بتوان راهکارهایی هوشمند و قابل اجرا برای حفظ مشتریان

در بستر دیجیتال ارائه کرد.

در این راستا، مقاله حاضر دارای هدف شناسایی و پیشگیری از ریزش مشتریان در تجارت الکترونیک با استفاده از روش‌های داده‌محور و هوش مصنوعی در شرکت پرداخت الکترونیک پاسارگاد می‌باشد. این شرکت با حفظ استانداردهای بین‌المللی خدمات پرداخت الکترونیک، اقدام به بسترسازی جهت ارائه خدمات پرداخت الکترونیک با استفاده از ابزارهای نوین این صنعت نموده است. برای رسیدن به این هدف، از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان SVM به‌عنوان یکی از روش‌های مؤثر یادگیری ماشین استفاده‌شده تا مدلی برای پیش‌بینی ریزش مشتریان طراحی شود؛ نوآوری آن در استفاده هم‌زمان از داده‌های واقعی رفتار مشتری و الگوریتم SVM است، پارامترهای جدیدی مانند تعامل دیجیتال و رضایت مشتری به مدل اضافه شده و سهم علمی آن ارائه مدلی کاربردی و دقیق برای حفظ مشتریان در تجارت الکترونیک است. در نهایت، تلاش دارد نشان دهد که چگونه ترکیب یادگیری ماشین و تحلیل داده می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های مؤثرتر در راستای حفظ مشتریان کمک کند.

۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

۲-۱- مبانی نظری

تجارت الکترونیک به مجموعه‌ای از تعاملات اقتصادی گفته می‌شود که به واسطه ابزارهای دیجیتال، به‌ویژه اینترنت، میان مشتریان و ارائه‌دهندگان خدمات یا کالا شکل می‌گیرد. در این بستر، عملیات خرید، فروش، تبادل اطلاعات، تبلیغات، و خدمات پس از فروش بدون نیاز به حضور فیزیکی طرفین انجام می‌شود [۱]. این نوع تجارت به دلیل دسترسی آسان، کاهش هزینه‌های عملیاتی و افزایش سرعت خدمات‌رسانی، به‌سرعت جایگاه خود را در میان انواع مدل‌های کسب‌وکار پیدا کرده است [۲].

مشتری به شخص یا نهادی اطلاق می‌شود که محصولات یا خدمات یک کسب‌وکار یا سازمان خریداری می‌کند و از آن‌ها استفاده می‌نماید. در دنیای کسب‌وکار، مشتریان در واقع مهم‌ترین عامل بقا و موفقیت یک برند یا کسب‌وکار هستند، چرا که بدون مشتری، کسب‌وکار نمی‌تواند ادامه پیدا کند [۳]. نکته مهم دیگر در بحث مشتری و مشتری مداری شناخت دقیق و درست و به‌روز مشتریان گوناگون است. نکته حائز اهمیت درک این واقعیت است که مشتریان یکسان نیستند و طبق نظریه‌های بازاریابی مشتریان هر بنگاه را می‌توان به گروه‌های مختلف تقسیم‌بندی کرد و برای هر یک از این گروه‌ها آمیخته کالای دلخواه آنان را تأمین و عرضه کرد تا بتوان آنان را راضی و خشنودتر ساخت [۴]. از میان گره‌های مختلف مشتریان می‌توان مشتریان هدف را شناسایی کرد. مشتریان هدف آن دسته از مشتریانی هستند که بیشتر درآمد و منافع شرکت از آن‌ها تأمین می‌شود و مسلماً رفتاری متفاوت و ویژه را در برخورد با آنان می‌طلبد [۵]. ریزش مشتری، مفهومی است که به قطع همکاری یا کاهش تعامل مشتری با یک کسب‌وکار اشاره دارد؛ به‌عبارتی، مشتری دیگر علاقه‌ای به استفاده از محصولات یا خدمات آن برند نشان نمی‌دهد. دلایل این پدیده می‌تواند شامل نارضایتی از خدمات، تجربه منفی، تغییر نیازها یا جذب توسط رقبای دیگر باشد [۶]. وفاداری مشتری به معنای تمایل مشتریان برای ادامه استفاده از محصولات یا خدمات یک برند خاص است. مشتریان وفادار نه تنها به‌طور مستمر از یک برند خرید می‌کنند، بلکه معمولاً آن را به دیگران هم معرفی می‌کنند [۷]. ایجاد و حفظ وفاداری مشتری برای هر کسب‌وکاری مزایای زیادی دارد، مانند کاهش هزینه‌های بازاریابی، افزایش درآمد پایدار و ایجاد یک جامعه طرفدار برای برند. عواملی چون تجربه مثبت مشتری، ارتباط مستمر و شخصی‌سازی‌شده، برنامه‌های وفاداری، اعتبار برند، پشتیبانی قوی و خدمات مشتریان، نوآوری و بهبود مستمر، ایجاد تجربه اجتماعی و تعیین انتظارات و برآورده کردن آنها باعث وفاداری مشتری می‌شود [۸].

مدیریت ریزش مشتری شامل مجموعه اقداماتی است که به‌منظور کاهش از دست دادن مشتریان و حفظ آن‌ها در یک کسب‌وکار انجام می‌شود. این استراتژی‌ها می‌تواند شامل روش‌های مختلفی باشند که هدفشان افزایش وفاداری مشتریان و ایجاد ارتباط مستمر با آن‌ها است. اهمیت پرداختن به ریزش مشتری از آنجا ناشی می‌شود که هزینه جذب مشتریان جدید، به‌مراتب بیشتر از حفظ مشتریان فعلی است. از سوی دیگر، مشتریان وفادار به‌طورمعمول ارزش بیشتری برای کسب‌وکار ایجاد می‌کنند، چه از نظر دفعات خرید و چه از نظر تبلیغات دهان‌به‌دهان. بنابراین، تمرکز بر حفظ مشتریان فعلی، یک استراتژی اقتصادی

هوشمندانه به‌شمار می‌رود [۱۰].

هوش تجاری مجموعه‌ای از فرآیندها، فناوری‌ها و ابزارهایی است که برای تحلیل داده‌های کسب‌وکار و پشتیبانی از تصمیم‌گیری‌های استراتژیک به کار می‌رود. هوش تجاری اطلاعات را از منابع مختلف جمع‌آوری کرده و آن‌ها را به گزارش قابل‌درک تبدیل می‌کند تا مدیران بتوانند عملکرد کسب‌وکار را بهینه‌سازی کنند [۱۱].

کسب‌وکارها در طی فرآیند هوش تجاری، داده‌های سیستم‌های فناوری اطلاعات داخلی و منابع خارجی را جمع‌آوری می‌کنند و پس از تحلیل این داده‌ها، گزارش‌ها و داشبوردهایی می‌سازند تا نتیجه تحلیل‌ها را در دسترس کارکنان کسب‌وکار قرار دهند و از آن‌ها در فرآیند تصمیم‌گیری و برنامه‌ریزی استراتژیک بهره گرفته شود [۱۲]. نقش هوش تجاری در کسب‌وکار، بهبود عملکرد کسب‌وکار با استفاده از داده‌های مرتبط است. شرکت‌هایی که به شکلی مؤثر از ابزارها و تکنیک‌های هوش تجاری استفاده می‌کنند، می‌توانند داده‌های جمع‌آوری‌شده خود را به گزارش‌هایی ارزشمند درباره عملکرد و استراتژی‌های کسب‌وکار خود تبدیل کنند [۱۳].

یادگیری ماشین یکی از شاخه‌های هوش مصنوعی است که به سیستم‌ها امکان می‌دهد بدون برنامه‌نویسی صریح، از داده‌ها الگو بیاموزند و پیش‌بینی کنند [۱۴]. یادگیری ماشین مطالعه الگوریتم‌ها و مدل‌های آماری مورد استفاده سیستم‌های کامپیوتری است که به‌جای استفاده از دستورالعمل‌های واضح، از الگوها و استنباط برای انجام وظایف استفاده می‌کنند. یادگیری ماشینی علمی است که باعث می‌شود رایانه‌ها بدون نیاز به یک برنامه صریح در مورد یک موضوع خاص یاد بگیرند. به‌عنوان زیرمجموعه‌ای از هوش مصنوعی، الگوریتم‌های یادگیری ماشینی یک مدل ریاضی بر اساس داده‌های نمونه یا داده‌های آموزش به‌منظور پیش‌بینی یا تصمیم‌گیری بدون برنامه‌ریزی آشکار، ایجاد می‌کنند [۱۵]. یادگیری ماشین زمینه مطالعاتی است که از هوش مصنوعی سر برآورده است. بشر با استفاده از هوش مصنوعی به‌دنبال ساخت ماشین‌های بهتر و هوشمند است. هدف یادگیری ماشینی این است که رایانه‌ها و سامانه‌ها بتوانند به‌تدریج و با افزایش داده‌ها کارایی بهتری در انجام وظیفه مورد نظر پیدا کند. گستره این وظیفه می‌تواند از تشخیص خودکار چهره با دیدن چند نمونه از چهره مورد نظر تا فراگیری شیوه گام‌برداری روبات‌های دوپا با دریافت سیگنال پاداش و تنبیه باشد. یادگیری ماشینی کمک فراوانی به صرفه‌جویی در هزینه‌های عملیاتی و بهبود سرعت عمل تجزیه‌وتحلیل داده‌ها می‌کند [۱۶]. هوش تجاری مبتنی بر یادگیری ماشین در تجارت الکترونیک نقشی کلیدی در تحلیل رفتار مشتریان، شناسایی الگوهای پنهان در داده‌های کلان و پیش‌بینی روندهای آینده ایفا می‌کند. به‌کارگیری این رویکرد باعث می‌شود سازمان‌ها بتوانند تصمیم‌های سریع‌تر و دقیق‌تری در حوزه بازاریابی، مدیریت موجودی، و طراحی استراتژی‌های حفظ مشتری اتخاذ کنند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین با پردازش تراکنش‌ها، بازخوردها و تعاملات آنلاین مشتریان، امکان شخصی‌سازی تجربه خرید و ارائه پیشنهادهای هدفمند را فراهم می‌سازند که این امر به افزایش وفاداری مشتریان، کاهش ریزش و ارتقای سودآوری کسب‌وکار منجر می‌شود. درواقع، ادغام هوش تجاری و یادگیری ماشین در بستر تجارت الکترونیک یک مزیت رقابتی پایدار ایجاد می‌کند و شرکت‌ها را در مواجهه با تغییرات سریع بازار توانمندتر می‌سازد. هدف اصلی این پژوهش، شناسایی عوامل مؤثر بر ریزش مشتریان و بررسی تأثیر آن‌ها بر رفتار مشتریان است و در ادامه، ارائه راهکاری تحلیلی و مدل پیش‌بینی برای کاهش ریزش و بهبود حفظ مشتریان دنبال می‌شود.

۲-۲- پیشینه پژوهش

تیواری[1] و همکاران در سال ۲۰۲۵ در پژوهش خود با عنوان استفاده از هوش تجاری و یادگیری ماشین در داده‌های CRM برای کاهش ریزش مشتری در پلتفرم‌های تجارت الکترونیک، از تکنیک‌های یادگیری ماشین برای کاهش میزان ریزش مشتری استفاده کردند. هدف اصلی آنها بهبود مشارکت و رضایت مشتری بود و در این راستا از الگورتیم ترکیبی یادگیری ماشین چون رگرسیون لجستیک، درخت تضمیم، جنگل تصادفی استفاده کردند [۱۹]. الرحیب[2] و همکاران در سال ۲۰۲۴ مقاله‌ای با عنوان پیش‌بینی و تحلیل داده‌های مشتری در تجارت با استفاده از یادگیری ماشین ارائه نمودند و یافتند، استفاده از الگوریتم‌های

[1] Tiwari
[2] Alrahib

یادگیری ماشین برای پیش‌بینی هزینه‌های سالانه مشتری، ریزش مشتری و تحویل به موقع محصول در صنعت تجارت الکترونیک برای مشاغلی که به دنبال بهبود حفظ مشتری و افزایش درآمد خود هستند، ارزشمند است. نتایج این کار نشان می‌دهد که الگوریتم‌های رگرسیون و طبقه‌بندی می‌توانند به‌طور مؤثر برای تجزیه‌وتحلیل داده‌های مشتری استفاده شوند [۱]. آنجانینگروم[1] و همکاران در سال ۲۰۲۴ مقاله‌ای با عنوان تحریک عملکرد (SME[2]) ها از طریق هوش تجاری، یادگیری سازمانی و شبکه‌ای، پیش‌بینی ارزش مشتری و نوآوری - شواهد تجربی از اقتصاد خلاق بخش در شرق جاوا، اندونزی ارائه کردند. این مطالعه نشان داد که شیوه‌های هوش تجاری نمی‌تواند مستقیماً بر عملکرد شرکت‌های کوچک و متوسط تأثیر بگذارد. هوش تجاری برای عملکرد SME ها با حمایت سازمانی بسیار مهم خواهد بود یادگیری به‌عنوان یک واسطه این یافته همچنین وجود میانجیگری سریالی یادگیری و نوآوری سازمانی را در رابطه بین هوش تجاری و SME ها تأیید می‌شود [۲]. لئونید[3] و همکاران در سال ۲۰۲۲ در پژوهشی با عنوان طبقه‌بندی با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن موازی اتوماسیون هوشمند و محاسبات نرم پرداختند آنا نوعی مدیریت پیشنهاد کردند و یافتند آزمون‌های مختلفی در زمینه چارچوب‌های توسعه‌گر وجود دارد از جمله آزمایشی که توانایی‌های سه مدل اطلاعات کافی سازمان‌های عصبی را در اندازه‌گیری ریزش مشتری تحلیل می‌کند را پیشنهاد دادند [۶]. کوپچوسکا[4] در سال ۲۰۲۳ مقاله‌ای با عنوان ریزش مشتری در تجارت الکترونیک خرده‌فروشی: فضایی و ماشینی رویکرد یادگیری ارائه کرد. برعکس، درک مشتری توسط بررسی‌های عددی و موضوعات بررسی‌های متنی مشخص می‌شود نشان داده شد که مهم نبوده و همچنین پردازش متن پرهزینه است روش با نتایج پایین‌تر پیش‌بینی‌های به‌دست‌آمده از مدل را می‌توان در هدف‌گذاری مشتری برای پرداختن به اقدامات خاص به مشتریانی که احتمال بیشتری دارند، باشند. بااین‌حال، برای ادغام موفقیت‌آمیز مدل با شرکت محیط داده، بسیاری از مسائل دیگر باید موردتوجه قرار گیرد. این موارد شامل ۱) ورودی نوشتن است اعتبارسنجی داده، ۲) راه‌اندازی سرور برای میزبانی مدل به‌طوری‌که بتواند پیش‌بینی کند برای مشتریان جدید و ورودی و ۳) ایجاد یک سیستم ارزیابی مستمر که عملکرد مدل را می‌توان نظارت و بررسی کرد تا از انجام آن اطمینان حاصل شود در طول زمان بدتر می‌شود [۹]. هوانگ[5] و همکاران در سال ۲۰۲۲ ماشین بردار پشتیبان را به دلیل برخورداری از دقت بالا و قدرت تأمین پذیری مناسب به‌عنوان مدل پیش‌بینی ریزش مشتری انتخاب نمودند و با مقایسه نتایج پیاده‌سازی مدل بر مجموعه داده جمع‌آوری‌شده در صنعت مخابراتی بیسیم با روش‌های شبکه عصبی درخت تصمیم نشان دادند که ماشین بردار پشیما عملکرد بهتری داشته است، آنان به مقایسه روش ماشین بردار پشتیبان با روش‌های دیگر هوش مصنوعی به پیش‌بینی رفتار مشتری پرداختند [۱۴]. محمدخان کیارش و رحیمیان (۱۴۰۲)، مقاله‌ای با عنوان تأثیر و جایگاه هوش تجاری در صنعت بانکداری ارائه کردند. در این مقاله به بررسی ادبیات اخیر به کاربردهای هوش تجاری برای صنعت بانکداری و چالش‌های آن پرداختند و در نهایت مقالاتی که این موضوع ویژه را تشکیل می‌دهند، از نظر چارچوب تحقیقاتی هوش تجاری معرفی و مشخص شد. نتایج ارائه شده در این مطالعه نشان می‌دهد که برای دستیابی به تصمیم‌گیری مبتنی بر واقعیت بهتر، فناوری‌های هوشمند محیط تجاری به وجود قابلیت‌های زیرساختی مرتبط با داده‌های سطح کیفی، پشتیبانی عالی مدیریت ارشد و آگاهی بهتر از باید عوامل بیشتری با BIA نیاز دارند [۱۷]. صادقی و همکاران (۱۴۰۱) مقاله‌ای با عنوان عارضه‌یابی عملکرد بانک در اجرای روش‌های نوین بازاریابی و فروش خدمات و محصولات پرداختند آنها با هدف شناسایی موانع و مشکلات بنگاه‌های کوچک و متوسط اولویت بندی حوزه‌های نیازمند بهبود عملکرد در قالب مدل تعالی سازمانی ابتدا در بعد نظری به بیان مطالعاتی از سه منظر بنگاه‌های کوچک و متوسط عارضه‌یابی سازمانی و تعالی عملکرد پرداختند [۱۸]. جدول ۱ خلاصه‌ای از پژوهش‌های انجام‌شده در زمینه پیشگیری از ریزش مشتریان در تجارت الکترونیک را نشان می‌دهد. مرور این پژوهش‌ها به خواننده امکان می‌دهد روند مطالعات گذشته را درک کرده و نقاط قوت و محدودیت‌های آن‌ها را شناسایی نماید.

[1] Anjaningrum
[2] Small & Mediium- sized Enterprises (SME)
[3] Leonid
[4] Kopczewska
[5] Huang

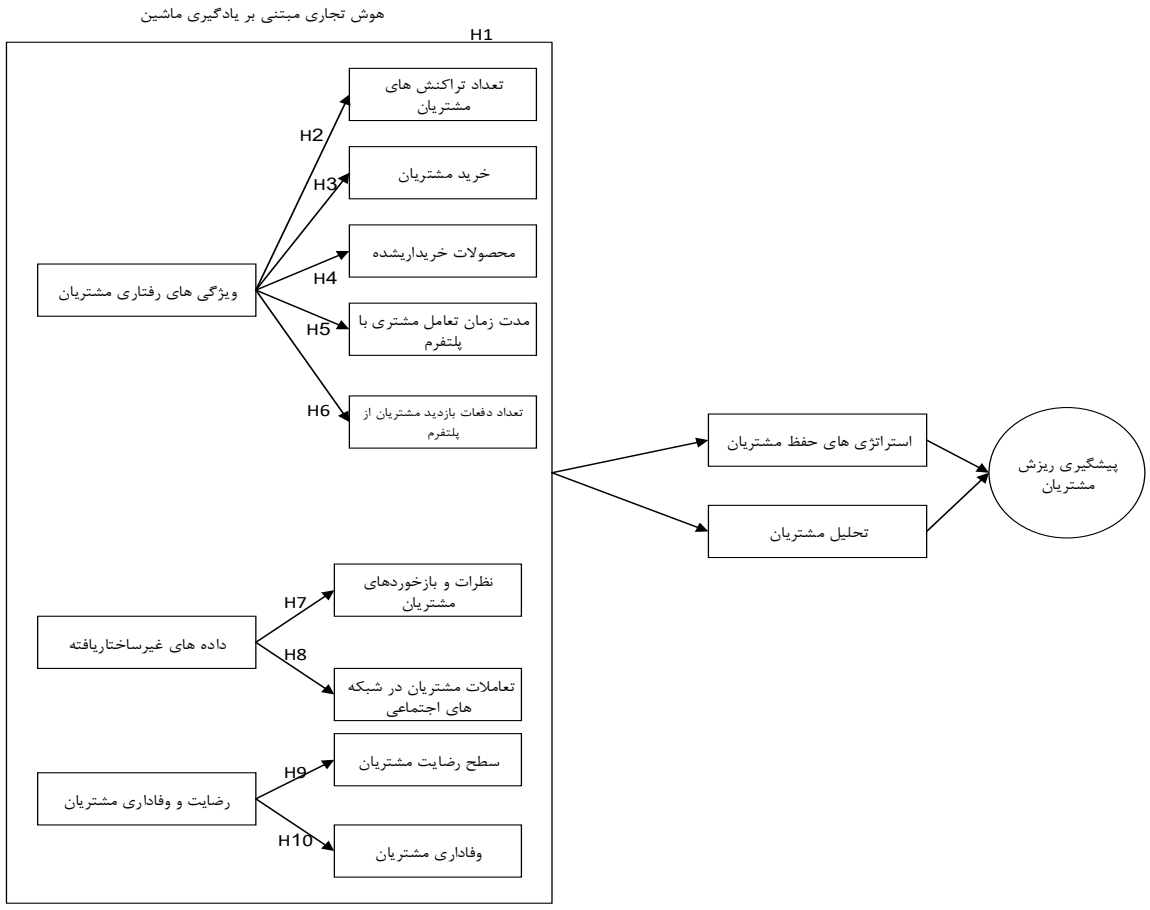
جدول ۱ خلاصه پژوهش‌های مورد بررسی

ردیف	نویسنده	ادبیات موضوع	سال	هدف تحقیق	روش و مدل تحقیق	متغیرهای تحقیق
۱	تیواری و همکاران	استفاده از هوش تجاری و یادگیری ماشین در داده‌های CRM برای کاهش ریزش مشتری در پلتفرم‌های تجارت الکترونیک	۲۰۲۵	بهبود مشارکت و رضایت مشتری	الگوریتم ترکیبی	وفاداری مشتریان مشارکت مشتریان رضایت مشتریان
۲	الرحیب و همکاران	تحلیل داده‌های مشتری در تجارت با استفاده از یادگیری ماشین	۲۰۲۴	پیش‌بینی هزینه‌های سالانه مشتری، تحویل به‌موقع محصول در صنعت تجارت الکترونیک	الگوریتم‌های رگرسیون و طبقه‌بندی	وفاداری مشتریان خرید مشتریان رضایت مشتریان
۳	آنجانینگروم و همکاران	تحریک عملکرد SME ها از طریق هوش تجاری، یادگیری سازمانی و شبکه‌ای، پیش‌بینی ارزش مشتری، و نوآوری - شواهد تجربی از اقتصاد خلاق بخش در شرق جاوا، اندونزی	۲۰۲۴	تأثیر عملکرد شرکت‌های کوچک و متوسط	هوش تجاری	وفاداری مشتریان رقابت بازاری عملکرد پلتفرم نوع آوری محصول خرید مشتریان
۴	لئونید و همکاران	طبقه‌بندی عوامل ریزش مشتری با استفاده از شبکه عصبی کانولوشن موازی اتوماسیون هوشمند و محاسبات نرم	۲۰۲۲	مدیریت رفتار مشتری	شبکه عصبی کانولوشن موازی اتوماسیون هوشمند و محاسبات نرم	وفاداری مشتریان رقابت بازاری عملکرد پلتفرم تعداد دفعات بازدید پلتفرم
۵	کوپچوسکا	عنوان ریزش مشتری در تجارت الکترونیک خرده‌فروشی	۲۰۲۲	بررسی رفتار مشتری	رویکرد ماشین بردار	وفاداری مشتریان رقابت بازاری عملکرد پلتفرم خرید مشتریان
۶	هوانگ و همکاران	تأثیر هوش تجاری بر بازاریابی با تاکید بر یادگیری مشارکتی: مطالعه موردی در شرکت‌های بیمه	۲۰۲۲	بررسی هوش تجاری در بازاریابی	رگرسیون	رقابت بازاری عملکرد پلتفرم
۷	محمدخان کیارش و رحیمیان	تأثیر و جایگاه هوش تجاری در صنعت بانکداری	۱۴۰۲	دستیابی به تصمیم‌گیری مبتنی بر واقعیت بهتر	بررسی کیفی	عملکرد سازمانی
۸	صادقی و همکاران	عارضه‌یابی عملکرد بانک در اجرای روش‌های نوین بازاریابی و فروش خدمات و محصولات	۱۴۰۱	مدیریت بازاریابی	تکنیک‌های رگرسیون	وفاداری مشتریان فروش محصول نوع آوری محصول عملکرد پلتفرم تعداد دفعات بازدید پلتفرم سود

تحلیل پژوهش‌های ارائه‌شده در جدول ۱ نشان می‌دهد که اکثر مطالعات بر شناسایی عوامل مؤثر بر ریزش مشتری و راهکارهای عمومی پیشگیری تمرکز داشته‌اند، درحالی‌که نقش استراتژی‌های هوش تجاری مبتنی بر یادگیری ماشین کمتر موردبررسی قرار گرفته است. این شکاف پژوهشی، اهمیت و ضرورت مطالعه حاضر را برای بررسی پیشگیری از ریزش مشتریان با رویکرد هوش تجاری برجسته می‌کند.

۳- روش پژوهش

هدف اصلی این پژوهش، تحلیل داده‌های رفتاری و تراکنشی مشتریان برای شناسایی الگوهای ریزش و ارائه راهکارهایی برای حفظ مشتریان ارزشمند است که می‌تواند به تصمیم‌گیری بهتر در حوزه بازاریابی و مدیریت ارتباط با مشتری کمک کند از نظر روش، پژوهش حاضر توصیفی ـ پیمایشی است. در این مطالعه با استفاده از داده‌های واقعی مربوط به رفتار مشتریان در پلتفرم پرداخت الکترونیک پاسارگاد، فرضیه‌هایی تدوین شده‌اند که میزان تأثیر متغیرهای رفتاری، رضایت مشتری و تعامل دیجیتال را بر احتمال ریزش مشتریان بررسی می‌کنند. بنابراین پژوهش مبتنی بر آزمون فرضیات است. برای جمع‌آوری داده‌ها، از داده‌های واقعی تراکنش‌ها، بازدیدها، رضایت‌سنجی و بازخوردهای کاربران یک شرکت فعال در حوزه تجارت الکترونیکی استفاده شده است. این داده‌ها به‌صورت ساختاریافته استخراج و برای تحلیل‌های آماری و مدل‌سازی آماده‌سازی شدند. همچنین برخی داده‌های کیفی (مانند نظرات کاربران) نیز برای تکمیل تحلیل در نظر گرفته شدند، اما تمرکز اصلی بر داده‌های عددی و کمی بوده است. در مرحله تحلیل داده‌ها، از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای مدل‌سازی رفتار مشتریان و پیش‌بینی احتمال ریزش آن‌ها استفاده‌شده است. در کنار آن، آزمون فرضیات از طریق روش‌هایی مانند رگرسیون، تحلیل واریانس یا درخت تصمیم انجام‌شده تا بتوان روابط میان متغیرها را ارزیابی کرد. ابزارهای مورداستفاده نیز شامل پایتون و نرم‌افزارهای هوش تجاری بوده‌اند. درمجموع، پژوهش حاضر از رویکردی داده محور بهره برده و بر مبنای ترکیب روش‌های آماری و الگوریتم‌های هوشمند، به بررسی فرضیه‌ها و استخراج دانش قابل‌استفاده برای کسب‌وکارها در جهت پیشگیری از ریزش مشتریان پرداخته است. در این مقاله، تلاش شده است با در نظر گرفتن جنبه‌های مختلف داده‌های مشتری، رویکردی تحلیلی برای شناسایی عوامل مؤثر بر ریزش ارائه شود. داده‌های مورد بررسی شامل رفتار خرید، میزان تعامل با پلتفرم، بازخوردهای متنی و سطح رضایت کاربران هستند که هرکدام نمایانگر بُعدی از رابطه مشتری با کسب‌وکار به شمار می‌روند. این اطلاعات پس از جمع‌آوری و پردازش، مبنای به‌کارگیری الگوریتم یادگیری ماشین برای پیش‌بینی ریزش قرار گرفتند. همچنین در کنار تحلیل داده‌ها، به نقش ابزارهای مدیریتی در حفظ مشتریان توجه شده است تا از طریق تلفیق بینش داده محور با تصمیم‌گیری راهبردی، امکان مداخله مؤثر قبل از وقوع ریزش فراهم شود. بر این مبنا مدل مفهومی پژوهش حاضر در شکل ۱ ارائه شده است.



شکل ۱ مدل مفهومی پژوهش

در این مدل، داده‌های مشتریان در سه سطح طبقه‌بندی شده‌اند. در سطح اول، متغیرهای رفتاری مشتریان قرار دارند؛ مانند تعداد تراکنش‌ها، دفعات بازدید، مدت‌زمان تعامل با پلتفرم، نوع محصولات خریداری‌شده و میزان استفاده از قابلیت‌های دیجیتال. این داده‌ها که اغلب به‌صورت ساختاریافته در پایگاه داده‌های سازمانی ثبت می‌شوند، بازتابی از تعاملات واقعی مشتری با پلتفرم هستند و می‌توانند برای شناسایی الگوهای رفتاری مؤثر در پیش‌بینی ریزش مشتری مورد استفاده قرار گیرند. همچنین در همین سطح، عواملی نظیر رابط کاربری و تخفیفات دوره‌ای نیز به‌عنوان محرک‌های مستقیم رفتار مشتری در نظر گرفته شده‌اند که می‌توانند بر تجربه کاربری، تصمیم‌گیری خرید و احتمال ریزش اثرگذار باشند.

سطح دوم شامل داده‌های غیرساختاریافته‌ای نظیر نظرات و بازخوردهای مشتریان در شبکه‌های اجتماعی و پلتفرم‌های آنلاین است. این اطلاعات متنی با روش‌هایی مانند تحلیل احساسات و استخراج کلیدواژه تحلیل شده و نگرش‌های ضمنی مشتری نسبت به برند یا خدمات را آشکار می‌سازند. این داده‌ها به‌عنوان مکمل داده‌های رفتاری عمل کرده و بینش عمیق‌تری از ادراک مشتریان ارائه می‌دهند.

در سطح سوم، متغیرهایی همچون رضایت و وفاداری مشتری قرار دارند که از طریق ابزارهایی مانند نظرسنجی‌ها یا سیستم‌های امتیازدهی استخراج می‌شوند. این شاخص‌ها بیانگر درک ذهنی مشتری از کیفیت خدمات، تجربه کاربری و تمایل به تداوم همکاری با پلتفرم هستند. کاهش در این شاخص‌ها اغلب پیش‌زمینه‌ای برای ریزش محسوب می‌شود.

به‌کارگیری هوش تجاری مبتنی بر یادگیری ماشین، با فراهم‌کردن امکان تحلیل پیشرفته و شناسایی الگوهای پنهان در داده‌های مشتریان، به‌طور مستقیم موجب بهبود تصمیم‌گیری‌های مدیریتی و کاهش ریزش مشتریان می‌شود. این رویکرد با ترکیب داده‌های رفتاری، غیرساختاریافته و شاخص‌های رضایت و وفاداری، چارچوبی هوشمند برای پیش‌بینی و پیشگیری از ریزش در سطح کلان فراهم می‌آورد.

روابط میان این سطوح داده‌ای از طریق دو متغیر میانجی، یعنی «تحلیل هوشمند مشتری» و «استراتژی‌های حفظ مشتری» تعدیل می‌شوند. به این معنا که به‌کارگیری ابزارهای هوش تجاری برای تحلیل دقیق‌تر مشتریان و اجرای سیاست‌های هدفمند برای حفظ آن‌ها، می‌تواند اثر منفی عوامل خطر را کاهش دهد. این بخش از مدل با رویکرد هوش تجاری طراحی‌شده و نقش واسط بین تحلیل داده و تصمیم‌گیری مدیریتی را ایفا می‌کند. در نهایت، مدل مفهومی ارائه‌شده به پژوهشگر امکان می‌دهد تا با بهره‌گیری از تحلیل‌های چندلایه و یکپارچه، مشتریان در معرض ریزش را شناسایی کرده و اقدامات پیشگیرانه مؤثر را طراحی کند. این مدل نه‌تنها چارچوبی برای آزمون فرضیات پژوهش فراهم می‌سازد، بلکه می‌تواند مبنای توسعه ابزارهای عملی در پیش‌بینی و پیشگیری از ریزش مشتری در پلتفرم‌های تجارت الکترونیک قرار گیرد.

در این پژوهش، مجموعه‌ای از عوامل مؤثر بر ریزش مشتری در بستر تجارت الکترونیک شناسایی و مورد بررسی قرار گرفته‌اند. این عوامل بر اساس ادبیات نظری، تحلیل‌های اولیه تعیین‌شده‌اند و در قالب متغیرها و عوامل در پرسشنامه گنجانده شده‌اند. جدول ۲ فهرست این عوامل را همراه با توضیحات مربوط به هر یک ارائه می‌دهد تا مبنای تحلیل‌های آماری و مدل‌سازی در ادامه پژوهش باشد.

جدول ۲ عوامل موردبررسی پژوهش

متغیرها عوامل		تعاریف	منبع
ویژگی‌های رفتاری مشتریان	تعداد تراکنش‌های مشتریان	مجموع دفعاتی که مشتریان عملیات خرید یا پرداخت را انجام داده‌اند.	[۵] [۶]
	خرید مشتریان	مقدار یا ارزش مالی کالاها یا خدمات خریداری‌شده توسط مشتریان.	[۱۱] [۱۲] [۱۴]
	محصولات خریداری‌شده	فهرست یا تعداد اقلامی که مشتریان طی تراکنش‌ها تهیه کرده‌اند.	[۳] [۱۱]
	مدت‌زمان تعامل مشتری با پلتفرم	مجموع زمانی که مشتری در طول یک بازه مشخص در پلتفرم فعالیت داشته است.	[۱] [۱۳] [۱۶]
	تعداد دفعات بازدید مشتریان از پلتفرم	تعداد مراجعه‌ها یا ورودهای ثبت‌شده مشتری به پلتفرم در یک بازه زمانی.	[۵] [۶]
داده‌های غیرساختاریافته	نظرات و بازخوردهای مشتریان	پیام‌ها، امتیازدهی‌ها یا پیشنهاداتی که مشتریان در مورد تجربه خود ارائه داده‌اند.	[۱] [۱۲] [۱۳]
	تعاملات مشتریان در شبکه‌های اجتماعی	میزان لایک، اشتراک‌گذاری، نظر یا پیام‌های مشتریان در رسانه‌های اجتماعی مرتبط با برند.	[۲] [۱۶]
سطح رضایت و وفاداری مشتریان	سطح رضایت مشتریان	میزان رضایت‌مندی مشتریان از محصولات یا خدمات ارائه‌شده که معمولاً از طریق نظرسنجی اندازه‌گیری می‌شود.	[۲] [۱۱] [۱۴]
	وفاداری مشتریان	میزان تمایل مشتری به تکرار خرید و حفظ ارتباط مستمر با برند یا پلتفرم در طول زمان.	[۱] [۲] [۶]

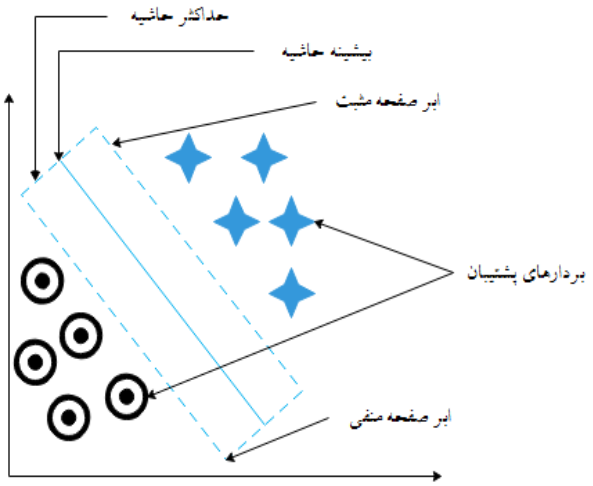
روابط میان عوامل پژوهش به‌گونه‌ای طراحی شده‌اند که نشان‌دهند چگونه داده‌های رفتاری، نگرشی و تعاملی مشتری بر احتمال ریزش تأثیر می‌گذارند. این اثرگذاری از طریق تحلیل‌های یادگیری ماشین تقویت شده و با مداخله ابزارهای مدیریتی قابل تعدیل است. همچنین نقش متغیرهای میانجی در پیوند بین داده‌ها و تصمیم‌گیری‌های استراتژیک به وضوح مشخص‌شده است.

یکی از بهترین تکنیک‌ها برای تشخیص ریزش مشتری و مدیریت آن ماشین بردار پشتیبان می‌باشد. ماشین بردار پشتیبان یک مدل با ناظر در یادگیری ماشین است که کار طبقه‌بندی و رگرسیون را انجام می‌دهد. این مدل در سال ۱۹۶۴ توسط آقای ولادیمیر واپنیک[1] برای کار طبقه‌بندی پیشنهاد شد. در طول این سال‌ها بهبود و توسعه‌های فراوانی داشته و کم‌کم به شکل امروزی درآمده است. هدف SVM آن است که بهترین مرز تصمیم‌گیری را بین دسته‌های مختلف پیدا کند. این مرز که به‌عنوان فوق صفحه شناخته می‌شود، باید فاصله حاشیه‌ای را به حداکثر برساند. اگر داده‌ها به‌صورت خطی قابل‌تفکیک باشند، SVM یک خط را در دو بعد یا یک صفحه را در سه بعد و بالاتر رسم می‌کند و دو کلاس را جدا می‌کند. اگر داده‌ها به‌صورت غیرخطی باشند، از توابع هسته‌ای استفاده می‌شود تا داده‌ها را به یک فضای با بعد بالاتر ببرد که در آنجا تفکیک‌پذیر شوند [۳].

- مفاهیم کلیدی

- بردار پشتیبان: داده‌هایی که نزدیک‌ترین فاصله را به مرز تصمیم‌گیری دارند. این داده‌ها نقش اساسی در تعیین فوق صفحه دارند.
- فاصله حاشیه: فاصله بین نزدیک‌ترین داده‌های هر کلاس تا مرز تصمیم‌گیری می‌باشد که SVM این فاصله را حداکثر می‌کند تا تصمیم‌گیری بهینه شود. یا به عبارتی کنترل گردد.

در شکل ۲ داده‌های مشتریان در چند قسمت تقسیم‌بندی می‌شود تا با کمک مدل بتواند رفتار مشتریان را شناسایی کند. به عبارتی الگوریتم SVM با یافتن یک ابر صفحه بهینه، دو گروه از مشتریان (مانند مشتریان وفادار و در معرض ریزش) را با بیشترین فاصله از هم جدا می‌کند. نقاط نزدیک به حاشیه نقش مهمی در تعیین مرز تصمیم‌گیری دارند و به مدل در طبقه‌بندی دقیق‌تر کمک می‌کنند. شکل ۲ ابر صفحه حاشیه بیشینه در الگوریتم SVM را نمایش می‌دهد که بیانگر نحوه تفکیک بهینه بین دو گروه مشتری می‌باشد.



شکل ۲ ابر صفحه حاشیه بیشینه SVM

SVM با استفاده از ایده سطوح تصمیم، مجموعه‌ای از موجودیت‌ها را به کلاس‌های مجزا تقسیم می‌کند. SVM بر روی داده‌های آموزشی اجرا می‌شود که هر نمونه در آن به یکی از دو کلاس تعلق دارد. SVM یک مدل ایجاد می‌کند که می‌تواند نمونه جدید را بر اساس داده‌های ورودی به یکی از دو کلاس مختلف منتقل کند [۸]. برای این کار، یک ابر صفحه ایده‌آل در فضای ویژگی ساخته می‌شود و به‌عنوان محدودیت جداکننده‌های برای دسته‌بندی استفاده می‌شود.

$$\{(x_1, y_1) \dots (x_i, y_i)\}\ x, y \in \{0,1\} \quad (۱)$$

[1] Vladimir Vapnik

$$b + w^T = f(x) \quad (۲)$$

x: متغیرهای ورودی (بردار پشتیبان ویژگی‌های مشتریان)

y: متغیرهای خروجی (اگر مشتری ریزش کرده باشد ۱ و اگر باقی‌مانده باشد ۰)

w: وزن‌های مدل که تعیین می‌کند هر ویژگی چه میزان در متغیر بررسی (پیش‌بینی ریزش مشتری) مؤثر است.

b: مقدار بایاس که مدل را در فضا جابه‌جا می‌کند تا بهترین ابر صفحه برای جداسازی داده‌ها پیدا کند.

در این پژوهش پس از تشخیص متغیرها و عوامل ریزش مشتریان، داده‌هایی را از طریق پرسشنامه طراحی‌شده با توجه به متغیرها به دست آورده و به بررسی آن‌ها پرداخته می‌شود. جامعه آماری تحقیق، شامل اطلاعات رفتاری مشتریان در شرکت پرداخت الکترونیک پاسارگاد در بازه زمانی سال ۱۴۰۳ تا ۱۴۰۴ است و مشتریان موردبررسی قرارگرفته در این شرکت ۳۲۰ نفر می‌باشد. لازم به ذکر است اندازه نمونه با استفاده از فرمول کوکران و با در نظر گرفتن خطای نمونه‌گیری ۰.۰۵ تعیین شده است و فرمول آن به‌صورت زیر می‌باشد:

$$n = \frac{Nz^2_{\frac{\alpha}{2}}p(1-p)}{(N-1)d^2+z^2_{\frac{\alpha}{2}}p(1-p)} \quad (۳)$$

که در آن:

n= حداقل حجم نمونه لازم

N= حجم جامعه آماری

p= نسبت توزیع صفت در جامعه

$Z_{\alpha/2}$= مقدار به‌دست‌آمده از جدول توزیع نرمال استاندارد (در این تحقیق و با در نظر گرفتن مقدار خطای ۰/۰۵، مقدار به‌دست‌آمده از جدول توزیع نرمال استاندارد ۱/۹۶ می‌باشد).

d= خطای پذیرفته شده توسط محقق یا بازه قابل تحمل از برآورد پارامتر مورد نظر (معمولاً در علوم اجتماعی برابر ۰/۰۵ در نظر گرفته می‌شود).

$$n = \frac{(1915)(1.96)^2(0.5)(1-0.5)}{(1914-1)(0.05)^2+(1.96)^2(0.5)(1-0.5)} \approx 320$$

مراحل پیاده‌سازی الگوریتم یادگیری ماشین جهت پیش‌گیری از ریزش مشتریان به شرح زیر می‌باشد. لازم به ذکر است جهت پیاده‌سازی از نرم‌افزار پیتون[1] استفاده شده است [۴].

۱. آماده‌سازی داده‌ها: اولین گام در پیاده‌سازی مدل یادگیری ماشین، آماده‌سازی داده‌های مربوط به مشتریان است. این داده‌ها شامل اطلاعات تراکنش‌ها، دفعات بازدید، زمان تعامل با پلتفرم، رضایت‌سنجی، نظرات، و سایر متغیرهای رفتاری است [۱۱].

۲. برچسب‌گذاری: برای مسئله ریزش مشتری، معمولاً لازم است که مشتریان به دو گروه "ریزش‌یافته" و "غیرقابل‌ریزش" طبقه‌بندی شوند. این کار بر اساس رفتار گذشته آن‌ها (مثلاً عدم فعالیت برای مدتی خاص یا عدم بازگشت به پلتفرم پس از آخرین خرید) انجام می‌شود. با تعریف یک متغیر هدف که مقدار ۱ برای مشتریان ریزش‌یافته و ۰ برای سایرین دارد، داده‌ها برای مدل آماده می‌شوند [۳].

۳. انتخاب و آموزش مدل: پس از آماده‌سازی داده‌ها، مدل‌های یادگیری ماشین مانند Logistic Regression، Random Forest، XGBoost یا شبکه‌های عصبی (با Keras یا PyTorch) انتخاب و آموزش داده می‌شوند [۴].

[1] Python

۴. ارزیابی مدل: پس از آموزش، عملکرد مدل با استفاده از داده‌های آزمون بررسی می‌شود. معیارهایی مانند دقت، دقت مثبت، یادآوری، و امتیاز F1 برای ارزیابی کیفیت مدل استفاده می‌شوند. همچنین نمودارهایی مانند ماتریس آشفتگی یا منحنی (ROC[1]) برای تحلیل بهتر به کار می‌روند. این مرحله به تصمیم‌گیری در مورد قابل‌اعتماد بودن مدل و امکان استفاده از آن در محیط واقعی کمک می‌کند [۱۱].

۵. استفاده عملی و به‌کارگیری نتایج: پس از اطمینان از دقت مدل، می‌توان آن را در یک سیستم واقعی پیاده‌سازی کرد تا مشتریانی که در خطر ریزش هستند شناسایی شوند [۳].

٤- یافته‌ها و تحلیل

الگوریتم SVM با کرنل (RBF[2]) (تابع پایه شعاعی) مورد استفاده قرار گرفت که برای مسائل با مرزهای غیرخطی مناسب است. با تنظیم پارامترهایی نظیر C (میزان پنالتی برای طبقه‌بندی اشتباه و gamma نقش شعاع در تابع کرنل)، مدل تلاش کرد تا الگوی رفتاری مشتریان را با دقت شناسایی کند. با وجود تلاش برای تنظیم این پارامترها، مدل به‌دلیل عدم توازن کلاس‌ها (تعداد کمتر مشتریان ریزشی نسبت به مشتریان باقی‌مانده)، تنها در پیش‌بینی کلاس غالب (غیرریزش) موفق عمل کرد.

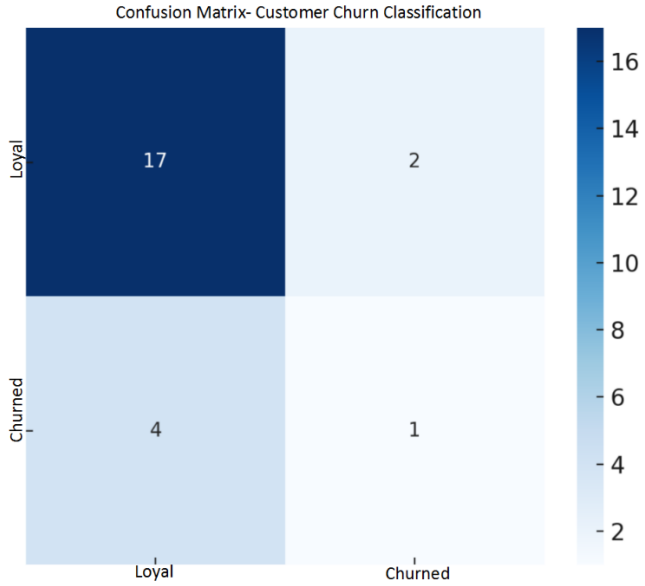
از مهم‌ترین یافته‌ها می‌توان به این نکته اشاره کرد که SVM در حالت اولیه تمام موارد کلاس ریزشی را به‌اشتباه طبقه‌بندی کرده و تنها مشتریان غیر ریزش را شناسایی کرده است. این مسأله باعث شد که مقادیر معیارهایی مانند دقت (Precision)، یادآوری (Recall) و امتیاز F1 برای کلاس ریزشی، صفر باشد. این موضوع نشان‌دهنده آن است که SVM در این حالت به‌شدت دچار عدم تعادل عملکرد بین کلاس‌ها شده است. برای افزایش دقت و عملکرد مدل، در مراحل بعدی می‌توان از روش‌های متوازن‌سازی داده استفاده کرد یا مدل‌هایی همچون جنگل تصادفی را جایگزین نمود که در مواجهه با داده‌های نامتوازن، معمولاً عملکرد بهتری دارند. همچنین تحلیل اهمیت ویژگی‌ها و حذف متغیرهای کم اثر یا افزوده‌سازی ویژگی‌های ترکیبی می‌تواند کارایی مدل را بهبود بخشد. درمجموع، استفاده از SVM اگرچه از لحاظ تئوریک قدرت بالایی در تشخیص الگوهای پیچیده دارد، اما در عمل نیازمند پیش‌پردازش مناسب داده‌ها، تنظیم دقیق پارامترها، و توازن در کلاس‌هاست تا بتواند عملکرد قابل قبولی در مسائل ریزش مشتریان داشته باشد. این تحلیل تجربی نشان می‌دهد که انتخاب الگوریتم مناسب باید متناسب با ماهیت داده و ویژگی‌های مسأله انجام گیرد.

پس از آموزش مدل، عملکرد آن با استفاده از دو شاخص مهم ارزیابی شد: ماتریس آشفتگی و منحنی ROC ماتریس آشفتگی نشان‌دهنده دقت طبقه‌بندی در پیش‌بینی صحیح مشتریان ریزشی و وفادار است، درحالی‌که منحنی ROC توانایی مدل در تفکیک صحیح این دو گروه را با استفاده از مقدار (AUC[3]) نمایش می‌دهد.

نتایج حاکی از عملکرد قابل‌قبول مدل هستند و نشان می‌دهند که می‌توان با اتکا به این مدل، مشتریان در معرض ریزش را شناسایی کرده و با اقدامات پیشگیرانه مانند ارائه تخفیف یا تماس اختصاصی، از ریزش آن‌ها جلوگیری کرد.

ماتریس درهم‌ریختگی عملکرد مدل را در شناسایی درست و نادرست مشتریان وفادار و در معرض ریزش نشان می‌دهد. همچنین با تفکیک نتایج پیش‌بینی‌شده و واقعی، دقت طبقه‌بندی مدل را به‌صورت عددی نمایش می‌دهد. بر اساس این ماتریس می‌توان نقاط ضعف مدل را در تشخیص صحیح برخی موارد خاص تحلیل و بهینه‌سازی کرد. در شکل (۳)، ماتریس درهم‌ریختگی مدل ارائه‌شده است که دقت طبقه‌بندی صحیح و ناصحیح نمونه‌ها را نمایش می‌دهد.

[1] Receiver Operation Characteristic (ROC)
[2] Rudial Basis Function (RBF)
[3] Area Under the ROC (AUR)

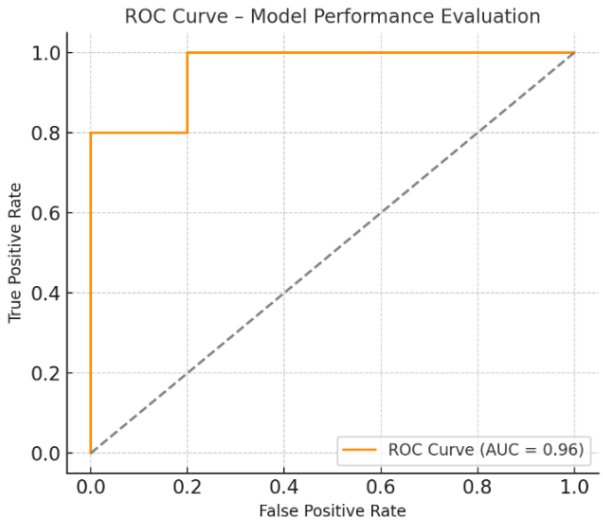


شکل ۳ ماتریس آشفتگی ریزش مشتریان

تعداد نمونه‌هایی که به‌درستی به‌عنوان مشتری ریزشی یا وفادار شناسایی‌شده‌اند در دو سلول اصلی قطر ماتریس قرار دارند که به آن‌ها "True Positive" و "True Negative" گفته می‌شود. تعداد بالا در این دو سلول نشانه خوبی از عملکرد مدل است. این مورد نشان می‌دهد مدل ما توانسته اکثریت مشتریان را به‌درستی طبقه‌بندی کند.

عدد ۱۷ در خانه بالا-چپ نشان می‌دهد که ۱۷ نفر از مشتریانی که واقعاً وفادار بوده‌اند، به‌درستی توسط مدل شناسایی‌شده‌اند (True Negative). همچنین عدد ۱ در پایین-راست بیانگر این است که تنها ۱ مشتری که واقعاً ریزش کرده، به‌درستی به‌عنوان مشتری ریزشی شناسایی‌شده است (True Positive) . این دو عدد نشان‌دهنده دقت کلی مدل در شناسایی هر دو گروه مشتریان هستند. عدد ۲ در بالا-راست نشان‌دهنده آن است که مدل دو مشتری وفادار را به‌اشتباه به‌عنوان ریزشی طبقه‌بندی کرده (False Positive). همچنین عدد ۴ در پایین-چپ بیانگر خطای دیگری از مدل است که چهار مشتری ریزشی را اشتباهاً به‌عنوان وفادار در نظر گرفته (False Negative) . این خطاها ممکن است ناشی از تشابه الگوهای رفتاری مشتریان یا کمبود داده‌های آموزشی دقیق باشد که در تفسیر نهایی باید به آن توجه شود. در مجموع، ماتریس آشفتگی نشان می‌دهد که دقت کلی مدل در پیش‌بینی وفاداری مشتریان نسبتاً مطلوب بوده، به‌ویژه در تشخیص مشتریان وفادار که نرخ شناسایی صحیح بالایی داشته است. لازم به ذکر است که ماتریس آشفتگی مربوط به مجموعه داده‌های آزمون مدل است که بخشی از جامعه آماری را شامل می‌شود و نسبت دقیق مشتریان وفادار و ریزشی در مجموعه تست ارائه‌شده است. به عبارتی نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی را تست کرده و نشان می‌دهد قابل اجرا می‌باشد.

نمودار ROC بیانگر توان مدل در تمایز میان دو کلاس «ریزش» و «عدم ریزش» مشتریان است. هرچه منحنی به گوشه بالا-چپ نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده دقت بهتر مدل در تشخیص صحیح است. این نمودار ابزار بصری مناسبی برای مقایسه عملکرد مدل‌های مختلف در تحلیل رفتار مشتریان به‌شمار می‌رود. برای دست‌یابی به این نمودار نیز از نرم‌افزار پیتون استفاده‌شده است. بنابراین شکل ۴، نمودار ROC مدل را نشان می‌دهد که توانایی آن در تفکیک مشتریان وفادار از مشتریان در معرض ریزش را نمایش می‌دهد.



شکل ۴ منحنی ROC مدل عملکرد

از منظر مدیریتی، نمودار ROC به تصمیم‌گیرندگان کمک می‌کند تا مرز تصمیم‌گیری را بهینه‌سازی کنند. محور افقی نمودار ROC نمایانگر نرخ مثبت کاذب (False Positive Rate) است و محور عمودی نرخ مثبت واقعی (True Positive Rate) را نشان می‌دهد. هر نقطه بر روی این نمودار نشان‌دهنده عملکرد مدل در یک آستانه تصمیم‌گیری مشخص است. هرچه منحنی به گوشه بالا سمت چپ نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل است. یکی از شاخص‌های کلیدی که از نمودار ROC استخراج می‌شود، مقدار AUC یا Area Under Curve است. این مقدار نشان‌دهنده "سطح زیر نمودار" است که بین صفر و یک قرار دارد. در این پژوهش، مقدار AUC نزدیک به ۰.۹۶ به‌دست‌آمده است که نشان می‌دهد مدل از دقت بسیار بالایی در تشخیص مشتریان ریزشی برخوردار است.

برای تحلیل فرضیات پژوهش حاضر از نرم‌افزار SPSS استفاده‌شده است. این نرم‌افزار به‌دلیل قابلیت‌های گسترده در تحلیل‌های آماری و رگرسیونی، انتخاب مناسبی برای آزمون فرضیات بر اساس داده‌های پرسشنامه‌ای بوده است. در این پژوهش از آزمون‌های آماری مناسب نظیر رگرسیون و تحلیل‌های توصیفی بهره گرفته شده تا روابط بین متغیرهای مستقل و وابسته به‌دقت بررسی شود و نتایج معناداری از نظر آماری استخراج گردد. جدول ۳ نتایج به‌دست‌آمده از این تحلیل‌ها را نشان می‌دهد و مبنایی برای پذیرش یا رد فرضیات مطرح‌شده در چارچوب نظری پژوهش فراهم می‌سازد.

جدول ۳ نتایج تحلیل فرضیه‌ها

شماره	فرضیه‌ها	عوامل و متغیرهای اثرگذار	ضریب رگرسیون	آزمون t	سطح معناداری	جهت رابطه	بررسی فرضیه
H1	فرضیه اصلی	هوش تجاری مبتنی بر یادگیری ماشین پیشگیری ریزش مشتریان تجارت الکترونیک	۰/۴۵۲	۱۴/۶	۰/۰۰۰	مستقیم	تأیید
H2	فرضیه فرعی (۱)	تراکنش‌های مشتریان پیشگیری ریزش مشتریان	-۰/۶۵۲	-۱۱/۵	۰/۰۰۰	معکوس	تأیید
H3	فرضیه فرعی (۲)	خرید مشتریان پیشگیری ریزش مشتریان	-۰/۷۰۴	-۱۶/۳	۰/۰۰۰	معکوس	تأیید
H4	فرضیه فرعی (۳)	نوع محصولات خریداری‌شده پیشگیری ریزش مشتریان	۰/۴۱۷	۱۲/۱	۰/۰۰۰	مستقیم	تأیید

H5	فرضیه فرعی (۴)	مدت‌زمان تعامل مشتری با پلتفرم پیشگیری ریزش مشتریان	-۰/۵۵۸	-۱۴/۲	۰/۰۰۰	معکوس	تأیید
H6	فرضیه فرعی (۵)	تعداد دفعات بازدید مشتریان از پلتفرم پیشگیری ریزش مشتریان	۰/۴۸۹	۱۰/۶	۰/۰۰۰	مستقیم	تأیید
H7	فرضیه فرعی (۶)	نظرات و بازخوردهای مشتریان پیشگیری ریزش مشتریان	-۰/۶۱۰	-۱۳/۲	۰/۰۰۰	معکوس	تأیید
H8	فرضیه فرعی (۷)	تعاملات مشتریان در شبکه‌های اجتماعی پیشگیری ریزش مشتریان	-۰/۵۲۰	-۱۵/۰	۰/۰۰۰	معکوس	تأیید
H9	فرضیه فرعی (۸)	سطح رضایت مشتریان پیشگیری ریزش مشتریان	-۰/۵۹۲	-۱۶/۰	۰/۰۰۰	معکوس	تأیید
H10	فرضیه فرعی (۹)	وفاداری مشتریان پیشگیری ریزش مشتریان	-۰/۶۰۸	-۱۶/۵	۰/۰۰۰	معکوس	تأیید

نتایج نشان داد که فرضیه اصلی مبنی بر تأثیر هوش تجاری مبتنی بر یادگیری ماشین بر پیشگیری ریزش مشتریان در تجارت الکترونیک تأیید شده است. مقدار ضریب رگرسیون برابر با ۰.۴۵۲+ و در سطح معناداری ۰.۰۰۰ به‌دست آمد. این یافته بیانگر وجود رابطه‌ای مثبت و معنادار است؛ به این معنا که بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌تواند به‌طور مستقیم در تحلیل رفتار مشتریان و طراحی استراتژی‌های حفظ آنان مؤثر بوده و ریزش را کاهش دهد.

در فرضیه فرعی اول (H2)، رابطه بین تراکنش‌های مشتریان و پیشگیری از ریزش بررسی شد. نتایج نشان داد این رابطه معکوس و معنادار است (ضریب: ۰.۶۵۲-، سطح معناداری: ۰.۰۰۰). بنابراین افزایش تعداد تراکنش‌ها با کاهش احتمال ریزش همراه است و بیانگر اعتماد و رضایت بیشتر مشتریان از پلتفرم می‌باشد.

فرضیه دوم (H3) به بررسی میزان خرید مشتریان اختصاص داشت. نتایج حاکی از وجود رابطه‌ای معکوس و معنادار با ریزش است (ضریب: ۰.۷۰۴-، سطح معناداری: ۰.۰۰۰). به‌عبارت‌دیگر، مشتریانی که خرید بیشتری دارند، کمتر مستعد ریزش‌اند و این امر اهمیت ارزش طول عمر مشتری (CLV) را برجسته می‌سازد.

در فرضیه سوم (H4)، نوع محصولات خریداری‌شده بررسی شد. یافته‌ها نشان داد که این متغیر تأثیری مستقیم و معنادار بر پیشگیری از ریزش دارد (ضریب: ۰.۴۱۷+، سطح معناداری: ۰.۰۰۰). به این معنا که تنوع و نوع محصولات خریداری‌شده می‌تواند بر تجربه مشتری اثر مثبت گذاشته و وفاداری وی را تقویت نماید.

فرضیه چهارم (H5) به مدت‌زمان تعامل مشتری با پلتفرم پرداخت. نتایج نشان داد رابطه بین این متغیر و پیشگیری از ریزش معکوس و معنادار است (ضریب: ۰.۵۵۸-، سطح معناداری: ۰.۰۰۰). بدین معنا که کاهش تعامل مشتری با پلتفرم می‌تواند نشانه‌ای از کاهش علاقه و در نتیجه احتمال ریزش بالاتر باشد.

در فرضیه پنجم (H6)، تعداد دفعات بازدید مشتری از پلتفرم ارزیابی شد. یافته‌ها بیانگر رابطه‌ای مستقیم و معنادار با کاهش ریزش است (ضریب: ۰.۴۸۹+، سطح معناداری: ۰.۰۰۰). بازدیدهای مکرر نشانه افزایش درگیری ذهنی و علاقه مشتری به خدمات و محصولات پلتفرم است.

فرضیه ششم (H7) به بررسی نظرات و بازخوردهای مشتریان پرداخته است. ضریب رگرسیون ۰.۶۱۰- و در سطح معناداری ۰.۰۰۰ نشان می‌دهد که رابطه‌ای معکوس و معنادار وجود دارد؛ به این معنا که بازخوردهای منفی و نارضایتی‌ها، احتمال ریزش را افزایش داده و مدیریت صحیح این بازخوردها نقشی کلیدی در وفادارسازی مشتری دارد.

در فرضیه هفتم (H8)، تعاملات مشتریان در شبکه‌های اجتماعی بررسی شد. نتایج نشان داد که این رابطه معکوس و معنادار است (ضریب: ۰.۵۲۰-، سطح معناداری: ۰.۰۰۰). بنابراین، ضعف در مدیریت تعاملات اجتماعی می‌تواند موجب کاهش وفاداری

و افزایش ریزش مشتریان گردد.

فرضیه هشتم (H9) به سطح رضایت مشتریان مربوط بود. نتایج نشان داد این رابطه نیز معکوس و معنادار است (ضریب: ۰.۵۹۲-، سطح معناداری: ۰.۰۰۰). افزایش سطح رضایت، احتمال ریزش را کاهش داده و بیانگر نقش حیاتی ارتقاء تجربه مشتری است.

در نهایت، فرضیه نهم (H10) به وفاداری مشتریان پرداخته است. یافته‌ها نشان‌دهنده رابطه‌ای معکوس و معنادار (ضریب: ۰.۶۰۸-، سطح معناداری: ۰.۰۰۰) است. این نتیجه اهمیت برنامه‌های وفادارسازی، پیشنهادهای شخصی‌سازی‌شده و ایجاد تجربه برند پایدار را در جلوگیری از ریزش به‌خوبی نمایان می‌سازد.

۵- نتیجه‌گیری

استفاده از استراتژی‌های هوش تجاری مبتنی بر یادگیری ماشین، بستری کارآمد برای تحلیل داده‌های حجیم، متنوع و پیچیده‌ای فراهم می‌سازد که به‌صورت مستمر در تعاملات دیجیتال مشتریان در بستر تجارت الکترونیکی تولید می‌شود. در فضای تجارت الکترونیک، حجم بالایی از داده‌های رفتاری از جمله الگوهای خرید، دفعات مراجعه به وب‌سایت، مدت‌زمان تعامل با صفحات مختلف، نرخ تبدیل بازدید به خرید، سبد خریدهای رهاشده و علایق مشتریان ثبت می‌شود. بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین این امکان را فراهم می‌آورد که الگوهای پنهان در این داده‌ها شناسایی‌شده و رفتار آتی مشتریان، به‌ویژه احتمال ریزش آن‌ها، به‌صورت پیش‌گویانه مدل‌سازی شود.

یافته‌های این پژوهش نشان داد که برخی متغیرهای رفتاری، رابطه مثبت و معناداری با احتمال ریزش دارند. برای مثال، تعداد بالای بازدید بدون انجام خرید، به‌عنوان یک شاخص هشداردهنده عمل می‌کند و می‌تواند نشانه‌ای از نارضایتی پنهان یا تردید مشتری نسبت به ادامه تعامل با پلتفرم باشد. همچنین مشخص شد که "نوع محصولات خریداری‌شده" نیز بر ریزش تأثیرگذار است، به‌گونه‌ای که برخی گروه‌های محصول باعث وفاداری بیشتر در مشتریان شده و برخی دیگر با نرخ بالاتری از ریزش همراه هستند. تحلیل‌های آماری از جمله رگرسیون خطی، ضریب تعیین (R^2) و همبستگی پیرسون تأیید کردند که بخش قابل‌توجهی از تغییرات مربوط به ریزش مشتری از طریق متغیرهای رفتاری قابل تبیین است.

این نتایج نشان می‌دهند که داده‌های رفتاری مشتریان نه‌تنها توان توضیحی قابل قبولی دارند، بلکه با به‌کارگیری روش‌های هوشمند مبتنی بر داده، می‌توان از آن‌ها به‌عنوان ابزارهایی مؤثر در فرایند تصمیم‌گیری مدیریتی بهره برد. در واقع، تحلیل‌های یادگیری ماشین می‌توانند به‌صورت خودکار مشتریان در معرض ریزش را شناسایی کرده و زمینه را برای اجرای به‌موقع سیاست‌های پیشگیرانه فراهم سازند. چنین رویکردی نه‌تنها موجب افزایش سطح رضایت و وفاداری مشتریان می‌شود، بلکه می‌تواند به شکل مستقیم در بهبود شاخص‌های کلیدی عملکرد سازمان، از جمله سودآوری، کاهش هزینه‌های جذب مشتری جدید و افزایش پایداری کسب‌وکار نقش داشته باشد.

مدل ارائه‌شده توانست با دقت قابل‌قبولی مشتریان در معرض ریزش را شناسایی کرده و عوامل مؤثر بر آن‌ها را استخراج کند. این یافته‌ها با نتایج پژوهش الرحیب و همکاران (۲۰۲۴) هم‌راستا است که تأکید داشتند پیاده‌سازی الگوریتم‌های داده‌کاوی در محیط تجارت الکترونیک می‌تواند الگوهای پنهان رفتاری مشتریان را شناسایی کرده و به پیش‌بینی دقیق‌تر ریزش آن‌ها کمک کند. همچنین، پژوهش حاضر با نتایج ساکسنا[1] و همکاران (۲۰۲۵) نیز هم‌جهت است؛ آن‌ها نیز نشان دادند که به‌کارگیری مدل‌های یادگیری ماشین از جمله SVM، جنگل تصادفی و درخت تصمیم، دقت پیش‌بینی ریزش مشتری را افزایش می‌دهد و امکان مداخلات به‌موقع و هدفمند بازاریابی را فراهم می‌کند. این تطابق نتایج بیانگر اعتبار علمی مدل پیشنهادی و قابلیت کاربرد آن در فضای واقعی کسب‌وکارهای الکترونیکی، به‌ویژه در محیط‌های رقابتی و مبتنی بر داده است. یافته‌های این پژوهش با نتایج مطالعه آنجانینگروم و همکاران (۲۰۲۴) نیز هم‌راستا است، هوش تجاری و یادگیری ماشین نقش کلیدی در پیش‌بینی رفتار

[1] Saxena

مشتریان و ارتقای عملکرد بنگاه‌های کوچک و متوسط دارند. آن‌ها دریافتند که پیش‌بینی دقیق ارزش مشتری به تصمیم‌گیری مؤثرتر، طراحی خدمات متناسب‌تر و در نهایت کاهش ریزش مشتری در بازارهای رقابتی منجر می‌شود، که این نتایج با جهت‌گیری و اهداف پژوهش حاضر مطابقت دارد.

یکی از محورهای کلیدی در تحلیل رفتار مشتریان، بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای شناسایی الگوهای منجر به ریزش است. در همین راستا، ایمانی و همکاران (۲۰۲۵) با بررسی جامع جدیدترین دستاوردهای علمی در حوزه یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، نشان دادند که این روش‌ها قابلیت بالایی در پیش‌بینی دقیق و هدفمند رفتار مشتریان دارند. ازآنجاکه پژوهش حاضر نیز از الگوریتم SVM برای تحلیل داده‌های مشتریان استفاده کرده و با رویکردی داده محور به مقابله با ریزش پرداخته است، نتایج به‌دست‌آمده با یافته‌های آن‌ها هم‌راستا و تأییدکننده همدیگر هستند.

توجه به داده‌های رفتاری و تحلیل‌های آماری مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین، امروزه به یکی از شیوه‌های اصلی در کاهش ریزش مشتری در تجارت الکترونیک تبدیل شده است. ماتوشلانسکی و کوپچفسکا[1] (۲۰۲۲) در پژوهش خود با به‌کارگیری رویکرد مکانی و مدل‌های پیشرفته یادگیری ماشین در فضای خرده‌فروشی آنلاین، به نقش مهم داده‌کاوی در درک بهتر رفتار مشتریان اشاره کردند. روش مشابه به‌کاررفته در پژوهش حاضر و هدف مشترک در جهت شناسایی دقیق‌تر مشتریان در معرض ریزش، نشان‌دهنده هم‌راستایی قابل‌توجه میان این دو تحقیق است.

استفاده ترکیبی از خوشه‌بندی و طبقه‌بندی برای تحلیل مشتریان، به‌ویژه در بستر تجارت الکترونیک، می‌تواند شناخت عمیق‌تری از ساختار داده‌ها فراهم کند. شیاهو و هارادا[2] (۲۰۲۲) با به‌کارگیری دو الگوریتم K-Means و SVM نشان دادند که این ترکیب منجر به بهبود عملکرد مدل در پیش‌بینی ریزش مشتری می‌شود. ازآنجاکه پژوهش حاضر نیز با رویکردی مشابه و تمرکز بر دقت پیش‌بینی و دسته‌بندی مشتریان طراحی‌شده، نتایج آن با یافته‌های این مطالعه در یک مسیر قرار دارد و هم‌راستا ارزیابی می‌شود.

شناسایی عوامل کلیدی مؤثر بر حفظ مشتری و پیش‌بینی ریزش مشتریان بالقوه از طریق مدل‌های آماری می‌تواند تأثیر قابل‌توجهی بر پخش زنده داشته باشد پلتفرم‌ها مدل‌های داده کاوی برای برآورده کردن این نیاز مناسب هستند. هان[3] و همکاران (۲۰۲۳) از داده‌های مشتری استفاده کرده تا از پلتفرم‌های پخش زنده تجارت الکترونیک جمع‌آوری‌شده و مدل‌های یادگیری ماشینی بدون نظارت را در آن اعمال کند طبقه‌بندی مشتریان، درک وضعیت فعلی و ویژگی‌های آن‌ها و انجام تجزیه‌وتحلیل پیش‌بینی ریزش، توسط پیش‌پردازش ویژگی‌های رفتاری و بررسی ضرایب یک مدل رگرسیون لجستیک، ویژگی‌های اصلی بخش‌های مختلف مشتریان شناسایی می‌شوند و درنتیجه ارزش عملی نتایج مدل افزایش می‌یابد. که می‌توان گفت با پژوهش حاضر هم‌راستا می‌باشد و یافته‌های در یک مسیر قرار دارند. در نهایت می‌توان بیان کرد هم‌راستایی‌ها، نشان‌دهنده آن است که نتایج، روش‌ها یا یافته‌های پژوهش‌های پیشین با اهداف، فرضیات و چارچوب نظری تحقیق کنونی تطابق و هم‌جهت دارند؛ به‌طوری‌که می‌توانند به تأیید، تعمیق یا توسعه مفاهیم موردبررسی در پژوهش حاضر کمک کنند. این هم‌راستایی نشان‌دهنده پیوستگی علمی و اعتبار بیشتر پژوهش است.

در نهایت، این پژوهش نشان می‌دهد که ترکیب داده‌کاوی، یادگیری ماشین و هوش تجاری، راهکاری نوآورانه و آینده‌نگرانه برای مقابله با چالش ریزش مشتری در تجارت الکترونیک است. این رویکرد از یک‌سو با تحلیل داده‌های عمیق، دلایل ریزش را روشن می‌سازد و از سوی دیگر، با ارائه راه‌حل‌های عملیاتی، کسب‌وکارها را در طراحی سیاست‌های مؤثر حفظ مشتری یاری می‌رساند. چنین کاربردی از هوش مصنوعی می‌تواند به‌عنوان مزیت رقابتی پایدار در بازارهای دیجیتال امروز عمل کند. همچنین این پژوهش با روندهای نوین صنعت تجارت الکترونیک همسو است و نشان می‌دهد به‌کارگیری هوش تجاری و یادگیری ماشین می‌تواند با تحلیل دقیق رفتار مشتریان و پیش‌بینی ریزش آن‌ها، زمینه‌ساز طراحی استراتژی‌های مؤثر برای حفظ مشتری شود. بدین ترتیب، نتایج تحقیق در توسعه راهکارهای نوین مدیریت ارتباط با مشتری و ارتقای مزیت رقابتی سازمان‌ها نقش‌آفرین

[1] Matuszelański & Kopczewska
[2] Xiahou & Harada
[3] Han

خواهد بود. پژوهش حاضر توانسته است مسئله اساسی ریزش مشتری در تجارت الکترونیک را با ارائه مدلی دقیق برای پیش‌بینی و شناسایی مشتریان در معرض ریزش حل کند و به سازمان‌ها امکان دهد با شناخت بهتر الگوهای رفتاری، تصمیمات مدیریتی مؤثر و به‌موقع برای حفظ مشتریان اتخاذ نمایند. این پژوهش با محدودیت‌هایی همراه بود؛ از جمله دسترسی محدود به داده‌های واقعی مشتریان و اتکا به داده‌سازی کنترل‌شده که می‌تواند بر دقت نتایج اثر بگذارد. همچنین، گردآوری داده‌ها در یک بازه زمانی مشخص موجب می‌شود تعمیم نتایج به سایر شرایط زمانی با احتیاط صورت گیرد. در نهایت، پیچیدگی پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تمرکز پژوهش بر یک پلتفرم خاص، امکان تعمیم‌پذیری نتایج به سایر صنایع را محدود می‌سازد.

پیشنهادات

با توجه به یافته‌های پژوهش، توصیه می‌شود کسب‌وکارهای فعال در حوزه تجارت الکترونیک از داده‌های رفتاری مشتریان مانند تعداد بازدید، مدت‌زمان تعامل، نوع محصولات خریداری‌شده و تعداد تراکنش‌ها به‌صورت منظم استفاده کرده و با کمک ابزارهای هوش تجاری، الگوهای مؤثر در ریزش را شناسایی نمایند. بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین نظیرSVM، رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی برای پیش‌بینی مشتریان در معرض ریزش، به همراه اجرای اقدامات عملی مانند پیشنهادهای شخصی‌سازی‌شده، تخفیف هدفمند و بازاریابی مجدد، می‌تواند نقش مؤثری در کاهش نرخ ریزش ایفا کند. همچنین، تقسیم‌بندی مشتریان براساس وفاداری، سطح خرید و میزان تعامل و تعریف استراتژی‌های متناسب با هر گروه، یکی دیگر از راهکارهای مؤثر برای مدیریت ریزش است. همچنین، پایش مستمر شاخص‌های کلیدی عملکرد مانند نرخ بازگشت مشتری، نرخ ترک سبد خرید، نرخ کلیک بر پیشنهادها و میزان بازدید بدون خرید، می‌تواند به‌عنوان ابزار هشداردهنده برای شناسایی سریع نقاط ضعف و بهبود آن‌ها مورد استفاده قرار گیرد.

در حوزه تحقیقات آینده، پیشنهاد می‌شود از الگوریتم‌های پیشرفته‌تر مانند یادگیری عمیق و یادگیری تقویتی جهت افزایش دقت پیش‌بینی استفاده شود، به‌ویژه در شرایطی که داده‌های حجیم و متنوع در دسترس است. همچنین می‌توان متغیرهای روان‌شناختی همچون رضایت، اعتماد به برند و تجربه احساسی مشتری را به‌عنوان عوامل میانجی یا تعدیل‌گر وارد مدل کرد. پارامترهای کلیدی برای تحقیقات آینده مشخص شده‌اند که استفاده از آن‌ها می‌تواند بسیاری از معضلات ریزش مشتری را روشن کند و با برنامه‌ریزی دقیق، امکان پیشگیری از ریزش و افزایش وفاداری مشتریان فراهم شود. همچنین پیشنهاد می‌شود نقش طراحی رابط کاربری ساده و کاربرپسند بر ماندگاری مشتری و کاهش ریزش آنان بررسی شود. علاوه بر آن مطالعه اثر تخفیفات دوره‌ای و مناسبتی بر بهبود وفاداری و افزایش خرید مشتریان می‌تواند مسیر ارزشمندی برای تحقیقات بعدی باشد. بررسی تفاوت الگوهای ریزش در انواع مختلف پلتفرم‌های تجارت الکترونیکی (مارکت‌پلیس‌ها، فروشگاه‌های تخصصی، پلتفرم‌های اشتراکی) و تحلیل تغییرات ریزش در بازه‌های زمانی مختلف یا قبل و بعد از کمپین‌های تبلیغاتی نیز از جمله زمینه‌های مهم برای گسترش پژوهش‌های آتی محسوب می‌شود.

٦- منابع

[1] Al Rahib M. A, Saha N, Mia R, Sattar, A. Customer data prediction and analysis in e-commerce using machine learning. Bulletin of Electrical Engineering and Informatics. 2024;13(4), 2624-2633.

[2] Anjaningrum W. D, Azizah N, Suryadi N. Spurring SMEs' performance through business intelligence, organizational and network learning, customer value anticipation, and innovation-Empirical evidence of the creative economy sector in East Java, Indonesia. Heliyon. 2024;10(7).

[3] Imani M, Joudaki, M, Beikmohamadi A, Arabnia H. R. Customer Churn Prediction: A Review of Recent Advances, Trends, and Challenges in Conventional Machine Learning and Deep Learning. 2025.

[4] Manimaran P, Vignesh R, Vignesh B, Thilak, G. Enhanced Prediction of Lung Cancer Stages using SVM and Medical Imaging. Paper presented at the 2025 International Conference on Electronics and Renewable Systems (ICEARS). 2025.

[5] Han X, Lin T X, Wang X. Mitigate cross-market competition caused by the risk of uncertainty and improve firm performance through business intelligence. Heliyon. 2024;10(14).

[6] Leonid T T, Jayaparvathy R. Classification of Elephant Sounds Using Parallel Convolutional Neural Network. intelligent automation & soft computing. 2022; 32(3).

[7] Tang H Y. Ya'acob S. E-Commerce Customer Churn Prediction for the Marketplace in Malaysia. Open International Journal of Informatics. 2023;11(2):58-66.

[8] Saxena M, Aggarwal N, Gupta R. Customer Churn Rate Prediction Using Machine Learning Techniques. Innovative Computing and Communications: Proceedings of ICICC. 2024: 3:1039, 365.

[9] Matuszelański K., Kopczewska K. Customer churn in retail e-commerce business: Spatial and machine learning approach. Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research. 2022;17(1):165-198.

[10] Urbancokova V, Kompan M, Trebulova Z, Bielikova, M. Behavior-based customer demography prediction in E-commerce. Journal of Electronic Commerce Research. 2020; 21(2): 96-112.

[11] Amuda K. A, Adeyemo A. B. Customers churn prediction in financial institution using artificial neural network. 2019:1912.11346.

[12] Nithya N, & Kiruthika R. Impact of Business Intelligence Adoption on performance of banks: a conceptual framework. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing. 2021;12(2): 3139-3150.

[13] Xiahou X, Harada, Y. (2022). B2C E-commerce customer churn prediction based on K-means and SVM. Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research. 2022; 17(2): 458-475.

[14] Huang Z.-x, Savita K, Dan-yi L, Omar A. H. The impact of business intelligence on the marketing with emphasis on cooperative learning: Case-study on the insurance companies. Information Processing & Management. 2022; 59(2): 102824.

[15] Doko F, Miskovski I. An overview of big data analytics in banking: Approaches, challenges and issues. 2019.

[16] Jothi T. N, Kumar A. S, Dutta A, Musirin I. B, Rao L. M, Vanishree G, Srinivasulu A. Customer Churn Prediction Using SVM for Finance Essential Information Systems Service Management. 2025:113-132: IGI Global.

[17] Mohammad-Khan K, Behnaz, Rahimian A. The impact and role of business intelligence in the banking industry. 2024.

[18] Sadeghi A, Tavakoli S, Omidi-Nasab M. Performance diagnosis of banks in implementing modern marketing and sales methods for services and products. Proceedings of the Conference on Information Technology, Georgia. 2022.

[19] Tiwari P. P, Yuktha, G. P, Manimaran A. Utilizing Business Intelligence and Machine Learning in CRM Data to Reduce Customer Churn in E-commerce Platforms. In AI-Powered Business Intelligence for Modern Organizations. 2025: 207-242. IGI Global.