Information Technology and Sport

Volume 2, Number 2, 2025

دانشگاه قم
University of Qom

Customer churn prediction in the fitness industry using machine learning

Mohsen Esmaeili Sani [1]

1- Ph.D. of Sport Management, Department of Sports Management, Faculty of Sports Sciences, University of Mazandaran, Babolsar, Iran.

Abstract

Customer churn in the fitness industry, driven by the structural reliance of gyms on membership fees, represents a strategic challenge; a five percent increase in retention can raise profits by up to twenty-five percent. This study was conducted with the aim of developing a hybrid framework for high-accuracy prediction of customer churn in the fitness industry. The dataset was collected using a census method from all active and inactive members of thirteen fitness clubs across four major metropolitan areas in Iran (Tehran, Isfahan, Mashhad, and Shiraz) over the period from March 2021 to September 2025. A hybrid approach based on metaheuristic algorithms—including an improved genetic algorithm, improved binary spider-bee algorithm, gorilla-birds algorithm, and diversity-oriented firefly algorithm—reduced twenty-three initial features to eight final features. Among nine machine learning models, Random Forest, Extra Trees, and ensemble voting achieved the highest performance with identical accuracy of 91.33 percent. Friedman, Nemenyi, and McNemar tests with Bonferroni correction indicated that the top seven models were statistically equivalent. Feature importance analysis showed that risk score, attendance stability, and net promoter score were the most important predictors of churn, covering a balanced distribution of behavioral, interactional, satisfaction, and membership dimensions, and emphasizing the multidimensional nature of churn.

Keywords: customer churn prediction, metaheuristic algorithms, feature selection, machine learning, fitness industry, customer retention.

Receive Date: 10 February 2026 **Revise Date: 03 May 2026**

Accept Date: 04 May 2026 **Available Online from 04 May 2026**

***Corresponding author**: **Mohsen Esmaeili Sani** **E-mail**: **mhx71@yahoo.com**

Cite this article: Esmaeili Sani, M. (2025). Customer Churn Prediction in the Fitness Industry Using Machine Learning. *Information technology and sports*, 2(2), 128-151. doi: 10.22091/its.2026.15348.1043.

.Doi: 10.22091/its.2026.15348.1043 **Publisher:** University of Qom

© The Author(s).

Information Technology and Sport

Volume 2, Number 2, 2025

دانشگاه قم
University of Qom

Extended Abstract

Introduction

The global health-and-fitness market is projected to grow from USD 124.7 billion in 2024 to USD 302 billion by 2034. Customer retention is strategically critical because acquiring a new member is five to seven times more costly than retaining one (Crosby, 1988), and a five-percent retention gain can boost profits by up to twenty-five percent (Reichheld, 2001). Yet the literature on Iranian fitness churn reveals four gaps: fragmentation between qualitative driver studies and machine-learning applications, methodological reach limited to single algorithms, absence of inferential statistical testing for model comparisons, and unspecified operational definitions of churn. This study addresses all four gaps by building a hybrid metaheuristic feature-selection-and-classification framework on a multi-club Iranian dataset, with an explicit ninety-day churn definition and a fully documented inferential testing protocol covering Friedman, Nemenyi, and McNemar procedures with Bonferroni correction.

Research methods

A multi-stage pipeline was implemented. Churn was operationally defined as the absence of all four post-expiry behaviors — contract renewal, new package purchase, recorded physical attendance via the access-control system, and meaningful digital engagement with the club's mobile application — within ninety days following formal contract expiry. The prediction horizon was set at ninety days. The statistical population comprised all active and inactive members of thirteen affiliated clubs across four major Iranian metropolises: Tehran (five clubs), Isfahan (three), Mashhad (three), and Shiraz (two). Data were collected by within-club census combined with cross-club proportionate stratification over a forty-two-month window from March 2021 to September 2025, yielding twelve thousand valid records with a 36.8% churn rate. Twenty-three initial features were engineered across demographic, behavioral, financial, satisfaction, and engagement categories. Continuous variables were standardized with Z-scores, categorical variables label-encoded, missing values imputed with column medians, and class imbalance addressed via SMOTE. Feature selection combined four complementary metaheuristics — Improved Genetic Algorithm (IGA), Gorilla Troops–Bird Swarm Optimizer (GTO-BSA), Improved Binary Spider–Wasp Optimization (IBSWO), and Diversity-Oriented Firefly Algorithm (DOFFA) — each run independently with a fitness function jointly maximizing five-fold cross-validated accuracy and minimizing feature count. Outputs were combined through weighted voting, with each algorithm's weight proportional to its final fitness, producing a consensus-based feature set. Nine classifiers were trained on the reduced feature space: Random Forest, Extra Trees, XGBoost, LightGBM, Gradient Boosting, AdaBoost, Multi-Layer Perceptron, Voting Ensemble, and Stacking Ensemble. Performance was evaluated through stratified five-fold cross-validation using accuracy, precision, recall, F1-score, and ROC-AUC. To verify whether observed differences were statistically meaningful,

three inferential layers were applied: the Friedman omnibus test on cross-validation scores, Nemenyi post-hoc pairwise comparisons against the critical-difference threshold, and McNemar tests with continuity correction on test-set predictions, all subjected to Bonferroni correction.

Results

All four metaheuristics converged to fitness values above 92%, with DOFFA leading at 92.86%, IGA at 92.83%, IBSWO at 92.80%, and GTO-BSA at 92.71% — a within-window of less than 0.2 percentage points that empirically validates the consensus rationale: no single algorithm dominates, and the value of combination lies in stability rather than headline accuracy. Weighted voting yielded a final subset of eight features (a 65% reduction from twenty-three): risk score, attendance stability, Net Promoter Score, average weekly visits, price satisfaction, engagement score, loyalty score, and membership type. Random-forest-based importance ranked risk score first (0.18), followed by attendance stability (0.15), Net Promoter Score (0.14), engagement score (0.13), average weekly visits (0.12), price satisfaction (0.11), loyalty score (0.09), and membership type (0.08). The category distribution was balanced — 38% behavioral, 25% engineered/engagement, 25% satisfaction, and 12% membership — confirming churn as a multidimensional phenomenon. On the test set, three models tied at the top with 91.33% accuracy: Random Forest, Extra Trees, and the Voting Ensemble. The Voting Ensemble showed the lowest cross-validation standard deviation of 0.10%, indicating the most stable performance. The Multi-Layer Perceptron was competitive at 91.29% accuracy with the highest ROC-AUC (0.8992), while XGBoost (91.21%) and LightGBM (91.17%) followed closely. The Stacking Ensemble achieved 91.04% test accuracy with the highest mean cross-validation score of 91.86%. Gradient Boosting (90.05%) and AdaBoost (90.33%) ranked at the bottom. The Friedman test produced a chi-square statistic of 36.59 ($p < 0.001$), confirming an overall significant difference. However, the Nemenyi post-hoc test (critical difference = 5.37) demonstrated that the only pairwise rank differences exceeding the threshold involved AdaBoost versus the three top performers; all other pairs — including comparisons among the seven leading models — were statistically equivalent. The McNemar test with Bonferroni correction confirmed this pattern: among eight comparisons against Random Forest, only Random Forest versus Gradient Boosting ($p = 0.004$) and Random Forest versus AdaBoost ($p < 0.001$) reached significance. The Random Forest confusion matrix on 2,400 test samples produced a true negative rate of 95.4%, true positive rate of 86.4%, false positive rate of 4.6%, positive predictive value of 89.9%, and an F1-score of 87.5%, providing managerially actionable detection performance.

Discussion and conclusion

Three findings carry methodological and managerial weight. First, the convergence of four structurally distinct metaheuristics within a 0.2 percentage-point band reframes hybrid feature selection: its value is reduced selection variance and improved reproducibility, not algorithmic novelty. Second, the inferential testing layer

reshapes interpretation — the seven leading models are statistically indistinguishable, so deployment choice should rest on interpretability, training speed, and computational footprint rather than second-decimal accuracy. Third, the dominance of risk score and attendance stability supports a two-stage churn process in which cognitive dissatisfaction precedes behavioral fragmentation. Managerially, the framework supports a five-pillar action plan: preventive identification with three-tier risk classification, optimized resource allocation, driver-specific retention strategies, continuous evaluation through A/B testing, and personalized service design. Limitations include the absence of macroeconomic variables and segment-specific submodels, which future research should address through temporal architectures and Persian NLP on complaint data.

Ethical Considerations

Compliance with ethical guidelines

This study was conducted with applied goals and in compliance with all research guidelines and ethical principles regarding participants, including informed voluntary consent, the right to withdraw from the study if desired, and the protection of confidential information of the subjects.

Funding

No financial support was received from public, commercial, or non-governmental funding sources

during this study. Authors' contribution All authors contributed equally to the conceptualization of the article and writing of the original and subsequent drafts.

Conflict of interest

The authors declared no conflict of interest.

Acknowledgements

The authors would like to thank all participants of the present study

فناوری اطلاعات و ورزش

دوره ۲ ، شماره ۲ ، ۱۴۰۴

پیش‌بینی ریزش مشتری در صنعت تناسب‌اندام با یادگیری ماشین

محسن اسماعیلی ثانی[۱]

۱- دکتری مدیریت ورزشی، گروه مدیریت ورزشی، دانشکده علوم ورزشی، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران.

چکیده

ریزش مشتری در صنعت تناسب‌اندام به‌دلیل اتکای ساختاری باشگاه‌ها به حق‌عضویت چالشی راهبردی است؛ افزایش پنج درصدی نرخ نگهداشت می‌تواند تا بیست و پنج درصد سود را بالا ببرد. این پژوهش با هدف یک چارچوب ترکیبی به‌منظور پیش‌بینی ریزش مشتری در صنعت تناسب‌اندام با دقت بالا انجام شد. مجموعه داده از کلیه اعضای فعال و غیرفعال سیزده باشگاه ورزشی در چهار کلان‌شهر ایران (تهران، اصفهان، مشهد و شیراز) طی بازه فروردین ۱۴۰۰ تا شهریور ۱۴۰۴ با روش سرشماری جمع‌آوری شد. رویکرد ترکیبی الگوریتم‌های فرابتکاری شامل ژنتیک بهبودیافته، عنکبوت-زنبور باینری بهبودیافته، گوریل-پرندگان و کرم شب‌تاب تنوع‌گرا، بیست‌وسه ویژگی اولیه را به هشت ویژگی نهایی فروکاست. در میان نه مدل یادگیری ماشین، جنگل تصادفی، درختان فوق‌العاده و رأی‌گیری آنسامبل با دقت یکسان نود و یک و سی و سه صدم درصد بالاترین عملکرد را به‌دست آوردند. آزمون‌های فریدمن، نمنیی و مک‌نمار با تصحیح بنفرونی نشان دادند هفت مدل برتر از نظر آماری معادل‌اند. تحلیل اهمیت ویژگی‌ها نشان داد امتیاز ریسک، ثبات حضور و امتیاز خالص ترویج‌کنندگان مهم‌ترین پیش‌بینی‌کننده‌های ریزش هستند که توزیع متعادلی از ابعاد رفتاری، تعاملی، رضایت‌مندی و عضویت را پوشش می‌دهند و بر چندبعدی بودن پدیده ریزش تأکید دارند.

واژه های کلیدی: پیش‌بینی ریزش مشتری، الگوریتم‌های فرابتکاری، انتخاب ویژگی، یادگیری ماشین، صنعت تناسب‌اندام، نگهداشت مشتری.

تاریخ دریافت: ۲۱ بهمن ۱۴۰۴
تاریخ بازنگری: ۱۳ اردیبهشت ۱۴۰۵
تاریخ پذیرش: ۱۴ اردیبهشت ۱۴۰۵
انتشار آنلاین از تاریخ ۱۴ اردیبهشت ۱۴۰۵

* نویسنده مسئول : محسن اسماعیلی ثانی

E-mail: mhx71@yahoo.com

استناد : اسماعیلی ثانی، محسن. (۱۴۰۴). پیش‌بینی ریزش مشتری در صنعت تناسب‌اندام با یادگیری ماشین. *فناوری اطلاعات و ورزش*، ۲(۲)، ۱۲۸-۱۵۱. doi: 10.22091/its.2026.15348.1043

Doi : 10.22091/its.2026.15348.1043

ناشر : دانشگاه قم

© نویسندگان.

مقدمه

در سال‌های اخیر با رشد آگاهی عمومی نسبت به سلامت و تناسب‌اندام، صنعت باشگاه‌های ورزشی رونق چشمگیری یافته است و رقابت میان کسب‌وکارهای این حوزه به‌شدت تشدید شده است. در این فضای رقابتی، تدوین راهبردهایی برای حفظ اعضای فعلی و جلوگیری از روی آوردن آن‌ها به رقبا، حیاتی محسوب می‌شود. یکی از گام‌های کلیدی این راهبردها، شناسایی پیشگیرانه اعضایی است که در معرض خطر قطع عضویت (ریزش)[1] قرار دارند تا بتوان مداخله‌های مناسب نگهداشت را برای آن‌ها به‌موقع اجرا کرد (Aldosary & Alrashdan, 2021). در کسب‌وکارهای اشتراکی، جذب یک مشتری جدید پنج برابر پرهزینه‌تر از حفظ مشتری موجود است (Crosby, 1988). افزایش تنها پنج درصدی در نرخ نگهداشت می‌تواند منجر به افزایش بیست و پنج درصدی سود شود (Reichheld, 2001). بازار جهانی باشگاه‌های سلامت و تناسب‌اندام پیش‌بینی می‌شود از ۱۲۴.۷ میلیارد دلار در سال ۲۰۲۴ به ۳۰۲ میلیارد دلار تا سال ۲۰۳۴ برسد، با نرخ رشد سالانه ترکیبی[2] ۹.۲ درصد، که اهمیت اقتصادی نگهداشت مشتری را در این صنعت دوچندان می‌سازد. در عین حال، رفتار حضور اعضای جدید در سال نخست عضویت به‌شدت کاهش می‌یابد؛ رَند و همکاران[3] (۲۰۲۰) نشان دادند فرکانس حضور از میانگین ۷.۴۸ بار در ماه نخست به ۰.۹۲ بار در ماه دوازدهم می‌رسد و پایداری زمینه حضور در ماه‌های نخست، تعیین‌کننده وفاداری بلندمدت است.

یادگیری ماشین زیرشاخه‌ای از هوش مصنوعی است که در آن امکان طراحی الگوریتم‌هایی فراهم می‌شود تا یک ماشین خاص را به انجام یک وظیفه خاص آموزش دهند (França et al., 2021). پژوهش‌های اخیر نشان داده‌اند که روش‌های یادگیری ماشین ابزارهای قدرتمندی برای پیش‌بینی ریزش مشتری فراهم می‌کنند (Liu et al., 2024). پیش‌بینی ریزش فرآیندی است که طی آن مشخص می‌شود کدام مشتریان بیش‌تر در معرض قطع استفاده از خدمات قرار دارند و این پیش‌بینی برای بسیاری از شرکت‌ها حیاتی است (Shen & Shibghatullah, 2022). در محیط رقابتی امروز، شناسایی دقیق مشتریان در معرض ریزش و اتخاذ اقدامات مؤثر برای نگهداشت، برای بهبود نرخ وفاداری و تضمین توسعه پایدار سازمان حیاتی است (Watts, 2012). مرور نظام‌مند ایمانی و همکاران[4] (۲۰۲۵) بر دویست و چهل پژوهش پیش‌بینی ریزش نشان می‌دهد رویکردهای ترکیبی شامل شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌های کانولوشنی و حافظه طولانی کوتاه‌مدت در مدل‌سازی داده‌های توالی و غیرساختاریافته مزایای قابل توجهی ارائه می‌دهند، اما همچنان مدل‌های آنسامبل مبتنی بر درخت در عمل برای داده‌های جدولی صنعتی برتری خود را حفظ کرده‌اند. مشکل نگهداشت در صنعت تناسب‌اندام با کاهش رشد بازار و اتکای ساختاری باشگاه‌ها به حق‌عضویت به‌عنوان منبع اصلی درآمد، شدت بیشتری می‌یابد و پیچیدگی‌های این صنعت اجرای راهبردهای متداول نگهداشت را دشوار می‌سازد، از این رو موضوع باید به‌طور خاص در بستر صنعت تناسب‌اندام مورد پژوهش قرار گیرد (Watts, 2012).

مرور پژوهش‌های پیشین در حوزه نگهداشت و پیش‌بینی ریزش مشتریان در صنعت تناسب‌اندام را می‌توان در سه محور اصلی دسته‌بندی نمود: نخست، پژوهش‌هایی که بر شناسایی عوامل مؤثر بر وفاداری و ریزش مشتریان تمرکز دارند؛ دوم، پژوهش‌هایی که به کاربست روش‌های کمّی و یادگیری ماشین برای پیش‌بینی رفتار مشتریان می‌پردازند؛ و سوم، پژوهش‌هایی که رویکردهای مدیریتی و استانداردسازی خدمات را بررسی می‌کنند. در ادامه، مهم‌ترین

[1] . Churning
[2] . Compound Annual Growth Rate (CAGR)
[3] . Rand et al.
[4] . Imani et al.

پژوهش‌های انجام‌شده در هر یک از این محورها مرور می‌شود. در پژوهشی امینیان و نصراصفهانی (۱۴۰۴) با عنوان «ارائه مدل جامع برای بهبود تجربه مشتری در باشگاه‌های ورزشی شهر اصفهان بر اساس پژوهش دلفی» نشان داده شد که تبلیغات هدفمند، تعامل حرفه‌ای کارکنان، ارائه خدمات پشتیبانی کارآمد و کیفیت زیرساخت از عوامل کلیدی بهبود رضایت و ارتقای وفاداری مشتریان باشگاه‌های ورزشی شهر اصفهان محسوب می‌شوند. در پژوهش علی‌محمدی و همکاران (۱۴۰۱) با عنوان «مقایسه الگوی وفاداری مشتریان جدید و باسابقه باشگاه‌های تندرستی شهر اصفهان»، ارتباط علّی و معناداری میان کیفیت ادراک‌شده خدمات با رضایت‌مندی و تمایل به بازگشت مجدد در هر دو گروه مشتریان جدید و باسابقه باشگاه‌های تندرستی تأیید شد. در پژوهش سیاه‌سرانی کجوری (۱۴۰۳) با عنوان «تجزیه‌وتحلیل رفتار مصرف‌کننده در باشگاه‌های بدن‌سازی بر اساس P۷ آمیخته بازاریابی» نشان داده شد که مشتریان باشگاه‌های بدن‌سازی در چهار خوشه متمایز قرار می‌گیرند که در هر یک، عامل پیشتاز متفاوتی وجود دارد (فرایند، قیمت یا شواهد فیزیکی) و نتیجه‌گیری حاکی از آن است که ارائه خدمات یکسان به تمام مشتریان راهبردی نادرست و غیربهینه محسوب می‌شود. در پژوهشی اسمعیلی (۱۳۹۸) با عنوان «تحلیل عوامل مؤثر بر وضعیت باشگاه‌های بدن‌سازی ایران با رویکرد کیفی» عوامل مؤثر بر وضعیت باشگاه‌های بدن‌سازی ایران را در سه مقوله اصلی درون‌باشگاهی، برون‌باشگاهی و واسطه‌ای دسته‌بندی کرد. در پژوهش عزیزی و همکاران (۱۴۰۳) با عنوان «توسعه مدل استانداردهای مدیریتی و فنی برای باشگاه‌های بدنسازی»، نقش استانداردسازی مدیریتی و فنی در بهبود کیفیت خدمات و افزایش رضایت مشتریان به‌خوبی تبیین شده است. در پژوهشی محمودی و همکاران (۱۴۰۴) تحت عنوان «شناسایی عوامل اثرگذار بر رفتار شکایت‌آمیز مشتریان در صنعت خدمات ورزشی»، عوامل اثرگذار بر رفتار شکایت‌آمیز مشتریان در صنعت خدمات ورزشی را در سه مقوله اصلی شامل عناصر مربوط به مشتری، عناصر درون‌سازمانی و عناصر فراسازمانی شناسایی کردند. در پژوهشی تراس و همکاران[1] (۲۰۲۴) تحت عنوان «حفظ ورزش در محیط‌های مراکز تناسب اندام: بینش‌هایی از نظریه حفظ فعالیت بدنی» نشان دادند که با استناد به نظریه حفظ فعالیت بدنی نشان دادند انگیزش خودمختار، خودکارآمدی، جو محیطی و حمایت اجتماعی، عوامل کلیدی استمرار حضور در مراکز تناسب‌اندام هستند. در پژوهشی اونگ و همکاران[2] (۲۰۲۲) با عنوان «بررسی عوامل مؤثر بر نیت رفتاری میان مراجعه‌کنندگان به باشگاه‌های ورزشی برای بازدید از مراکز تناسب اندام در دوران همه‌گیری کووید ۱۹: ادغام نظریه حفظ فعالیت بدنی و نظریه شناختی اجتماعی» در دو مطالعه جداگانه گزارش دادند که حساسیت قیمتی مراجعه‌کنندگان (با وزن ۲۱.۵۹ درصد به‌عنوان بالاترین ویژگی) و اثر منفی استرس زندگی بر حفظ فعالیت بدنی در دوران همه‌گیری کووید ۱۹ را مستند ساختند. در پژوهشی تیشیرا و همکاران[3] (۲۰۲۲) تحت عنوان «لذت به عنوان پیش‌بینی‌کننده عادت به ورزش، نیت ادامه ورزش و فرکانس ورزش: نقش تعدیل‌کننده ناهماهنگی ویژگی‌های شدت»، اثر تعدیل‌کننده توافق ویژگی‌های شدت ورزش بر سه نتیجه عادت به ورزش، نیت ادامه و فرکانس را اثبات کردند. شهلایی باقری (۱۴۰۳) در پژوهشی با عنوان «پیش‌بینی ماندگاری مشتریان باشگاه‌های ورزشی با استفاده از الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه» نشان داد که این الگوریتم به دقت ۷۳.۴ درصد دست یافت؛ با این حال، استفاده از یک الگوریتم منفرد و کم‌قدرت در فضای ویژگی‌های پُربعد، باعث محدود شدن حد بالای عملکرد آن شد. در پژوهشی رجبی اصلی و همکاران (۱۴۰۲) تحت عنوان «پیش بینی ارزش طول عمر مشتریان ورزشی براساس تکنیک گروهی شبکه عصبی» نشان داد ارزش طول عمر مشتریان ورزشی را بر اساس زیرساخت ورزشی، حمایت مالی، اثربخشی خدمات و مهارت مربی پیش‌بینی است. در پژوهشی

1. Tross et al.
2. Ong et al.
3. Teixeira et al.

الدوسری و الرشدان[1] (۲۰۲۱) با عنوان با عنوان «پیش‌بینی ریزش (ترک عضویت) در میان اعضای باشگاه‌های ورزشی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، همراه با بهره‌گیری از مفهوم روان‌شناختی «شکل‌گیری عادت» در صنعت تناسب اندام» و انتخاب ویژگی به دو روش مرور ادبیات و فیلترینگ، به دقت ۹۲.۱ درصد دست یافتند، اما داده‌های آنان از یک باشگاه واحد و در بستر فرهنگی متفاوت گردآوری شده بود.

با وجود این پیشرفت‌ها، مرور ادبیات حاکی از وجود شکاف‌های قابل‌ملاحظه‌ای است. نخستین شکاف، فقدان رویکردهای یکپارچه‌ای است که ابعاد چندگانه پیش‌بینی ریزش را به‌صورت همزمان مورد توجه قرار دهند؛ پژوهش‌هایی همچون اسمعیلی (۱۳۹۸) و عزیزی و همکاران (۱۴۰۳) به شناسایی عوامل پرداخته‌اند و پژوهش‌هایی نظیر شهلایی باقری (۱۴۰۳) و الدوسری و الرشدان (۲۰۲۱) از یادگیری ماشین بهره گرفته‌اند، اما هیچ‌یک به ترکیب عوامل رفتاری، مدیریتی و فناوری‌محور در یک چارچوب نپرداخته‌اند. دومین شکاف در محدودیت روش‌شناختی پژوهش‌های موجود نهفته است که ایمانی و همکاران (۲۰۲۵) و لیو و همکاران (۲۰۲۴) بر برتری آن‌ها در داده‌های جدولی تأکید کرده‌اند؛ به‌علاوه، هیچ‌یک از پژوهش‌های داخلی به مقایسه چندین الگوریتم در بستر باشگاه‌های ایرانی نپرداخته‌اند. موضوعی که اهمیت آن با توجه به تفاوت‌های فرهنگی، اقتصادی و رفتاری مشتریان ایرانی دوچندان می‌شود. سومین شکاف، نادیده گرفتن تنوع و ناهمگنی رفتاری مشتریان است؛ سیاه‌سرانی کجوری (۱۴۰۳) خوشه‌های متمایز رفتاری را نشان داد، اما هیچ مدل پیش‌بینی ریزشی به تفکیک مشتریان نپرداخته است. بدین‌منظور، پژوهش حاضر از رویکرد ترکیبی چهار الگوریتم فرابتکاری به‌منظور ایجاد یک چارچوب اجماع‌محور استفاده کرده است. انتخاب این چهار الگوریتم به این دلیل انجام شده که هر یک از این روش‌ها به‌نحوی خاص قابلیت اکتشاف یا بهره‌برداری از فضای راه‌حل‌ها را دارد؛ برخی بهتر در یافتن ایده‌های جدید عمل می‌کنند و برخی دیگر در تثبیت و بهبود راه‌حل‌های امیدبخش قوی‌ترند. مزیت اصلی این رویکرد ترکیبی، کاهش حساسیت نتایج به انتخاب الگوریتم و افزایش قابلیت تکرار و اعتمادپذیری پژوهش است. این امر در فضای تصمیم‌گیری مدیریتی صنعت تناسب‌اندام کشور می‌تواند اهمیت زیادی داشته باشد، چرا که سازمان‌ها معمولاً انتظار دارند نتایجشان از یک‌پارچگی و قابل‌تکرار بودن مناسبی برخوردار باشند. بر این اساس، پژوهش حاضر در پی پاسخ به سه پرسش است: نخست، آیا رویکرد ترکیبی چهار الگوریتم می‌تواند تعداد ویژگی‌ها را به کمتر از ده مورد کاهش دهد؟ دوم، کدام مدل از میان نه مدل یادگیری ماشین بر صنعت تناسب‌اندام ایران بالاترین عملکرد را ارائه می‌دهد؟ سوم، کدام عوامل رفتاری، رضایت‌مندی و قراردادی نقش تعیین‌کننده‌تری در پیش‌بینی ریزش دارند و چگونه می‌توان آن‌ها را به راهبردهای عملیاتی نگهداشت بکار گرفت؟ سوم، کدام عوامل رفتاری، رضایت‌مندی، تعاملی و عقدی (عضویت و قرارداد) نقش تعیین‌کننده‌تری در پیش‌بینی ریزش مشتریان در صنعت تناسب‌اندام ایران دارند و چگونه می‌توان این عوامل را به راهبردهای عملیاتی و شواهدمحور نگهداشت و مدیریت ریسک مشتری تبدیل کرد؟ نتایج حاصل از پاسخ به این پرسش‌ها می‌تواند چارچوبی شواهدمحور و کاربردی در اختیار مدیران باشگاه‌های ایرانی و به‌طور گسترده‌تر، در صنعت تناسب‌اندام کشور قرار دهد تا تصمیم‌های مرتبط با نگهداشت مشتری را به‌صورت اثربخش و مبتنی بر تخصیص منابع اتخاذ کنند.

روش شناسی

در این پژوهش، یک رویکرد چندمرحله‌ای برای پیش‌بینی ریزش مشتری در صنعت تناسب‌اندام طراحی و پیاده‌سازی شد. به‌منظور رفع ابهام موجود در ادبیات پیشین و تضمین قابلیت تکرارپذیری نتایج، «ریزش» به‌صورت عملیاتی چنین

[1]. Aldosary & Alrashdan

تعریف شد: مشتری در صورتی به‌عنوان «ریزش‌یافته» تلقی می‌شود که در یک بازه ۹۰ روزه پس از انقضای رسمی قرارداد عضویتش، هیچ‌گونه تمدید قرارداد، خرید بسته جدید، حضور فیزیکی ثبت‌شده در باشگاه (از طریق سامانه ورود) و تعامل دیجیتال معنادار با اپلیکیشن باشگاه (شامل ثبت‌نام، رزرو کلاس یا پیام‌رسانی با مربی) نداشته باشد. در مقابل، مشتریانی که حداقل یکی از این چهار رفتار را در این بازه پس از انقضا انجام داده باشند، به‌عنوان «نگهداشته‌شده» درنظر گرفته شدند. انتخاب ۹۰ روزه بر اساس دو مبنا صورت گرفت: نخست، اجماع ادبیات صنعت تناسب‌اندام مبنی بر اینکه دوره سه‌ماهه پس از انقضای قرارداد، نقطه تصمیم‌گیری راهبردی برای تمدید است (Rand et al., 2020)؛ دوم، این بازه در عمل به مدیران باشگاه فرصت کافی برای اجرای مداخلات نگهداشت می‌دهد. داده‌های پژوهش شامل دوازده هزار رکورد مشتری[۱] با بیست و سه ویژگی اولیه بود که در چهار دسته اصلی دموگرافیک، رفتاری، رضایت‌مندی و مالی دسته‌بندی شدند. ویژگی‌های دموگرافیک شامل سن، جنسیت وضعیت تأهل و سطح تحصیلات؛ ویژگی‌های رفتاری شامل میانگین تعداد بازدید هفتگی، نوسان حضور، فاصله از آخرین بازدید، شرکت در کلاس‌های گروهی و سطح استفاده از اپلیکیشن؛ ویژگی‌های مالی شامل نوع عضویت، نوع قرارداد، هزینه ماهانه، تعداد تأخیر در پرداخت و الگوی تخفیف‌گیری؛ ویژگی‌های رضایت‌مندی شامل امتیاز خالص ترویج‌کنندگان، رضایت از قیمت، رضایت از کارکنان و رضایت از امکانات بودند. علاوه بر این، دسته ویژگی‌های تعاملی شامل سابقه شکایات، تعداد جلسات با مربی شخصی و میزان ارجاع به دیگران ایجاد شد. نرخ ریزش در مجموعه داده سی و شش و هشت دهم درصد بود که نشان‌دهنده عدم تعادل نسبی بین کلاس‌ها بود. نرخ ریزش مشاهده‌شده ۳۶/۸ درصد بود که نشان‌دهنده عدم تعادل نسبی بین کلاس‌ها بود. جامعه آماری پژوهش شامل کلیه اعضای فعال و غیرفعال (یعنی اعضای دارای قرارداد جاری و اعضای منقضی‌شده در بازه پنج سال اخیر) سیزده باشگاه ورزشی منتخب در چهار کلان‌شهر ایران شامل تهران (پنج باشگاه)، اصفهان (سه باشگاه)، مشهد (سه باشگاه) و شیراز (دو باشگاه) بود. این باشگاه‌ها بر اساس سه معیار وارد مطالعه شدند: (الف) داشتن سامانه دیجیتال مدیریت اعضا با حداقل سه سال سابقه ثبت داده، (ب) ارائه طیف کامل خدمات باشگاهی شامل تمرین آزاد، کلاس‌های گروهی و خدمات مربیگری شخصی و (ج) داشتن حداقل ۸۰۰ عضو فعال در سال. روش نمونه‌گیری به‌صورت سرشماری در سطح هر باشگاه و طبقه‌ای متناسب در سطح کلان‌نمونه اجرا شد؛ به این معنا که سهم هر باشگاه در مجموعه نهایی متناسب با اندازه پایگاه عضوی آن باشگاه بود. بازه زمانی جمع‌آوری داده‌ها از ابتدای فروردین ۱۴۰۰ تا پایان شهریور ۱۴۰۴ (به‌مدت چهل و دو ماه) را در بر می‌گرفت تا اثر فصلی، چرخه‌های رفتاری مختلف و دوره‌های پساکرونایی بر الگوهای حضور پوشش داده شود.

در مرحله پیش‌پردازش، ابتدا نرمال‌سازی استاندارد با روش امتیاز Z بر تمامی ویژگی‌های عددی اعمال شد. برای رفع چالش عدم تعادل کلاس‌ها که یکی از مسائل رایج در پیش‌بینی ریزش است، از تکنیک نمونه‌برداری مصنوعی اقلی[۲] استفاده شد (Hu et al., 2026). برای انتخاب ویژگی‌های بهینه، از ترکیب چهار الگوریتم فرابتکاری استفاده شد. الگوریتم ژنتیک بهبودیافته (IGA)[۳] با نرخ جهش تطبیقی طراحی گردید (Bo, 2026). الگوریتم بهینه‌ساز ترکیبی گروه گوریل‌ها و دسته پرندگان (GTO-BSA)[۴] استفاده شد (Abdollahzadeh et al., 2021). از الگوریتم بهینه‌سازی عنکبوت-زنبور باینری بهبودیافته (IBSWO)[۵] استفاده شد (Shtayat et al., 2024). الگوریتم کرم

[۱] . هر رکورد برابر با یک مشتری می‌باشد.

[2]. Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)

[3]. Improved Genetic Algorithm (IGA)

[4]. Gorilla Troops Optimization – Bird Swarm Algorithm (GTO-BSA)

[5]. Improved Binary Spider–Bee Optimization (IBSWO)

شب‌تاب تنوع‌گرا (DOFFA)[1] استفاده شد (Francis et al., 2026). پس از اجرای مستقل هر الگوریتم، نتایج با استفاده از رأی‌گیری وزن‌دار ترکیب شدند که در آن وزن هر الگوریتم بر اساس شایستگی نهایی آن محاسبه شد و ویژگی‌هایی که بالاترین امتیاز را به‌دست آوردند به‌عنوان ویژگی‌های نهایی انتخاب گردیدندکه همزمان پیچیدگی محاسباتی کاهش یافته و تفسیرپذیری مدل بهبود یافت.

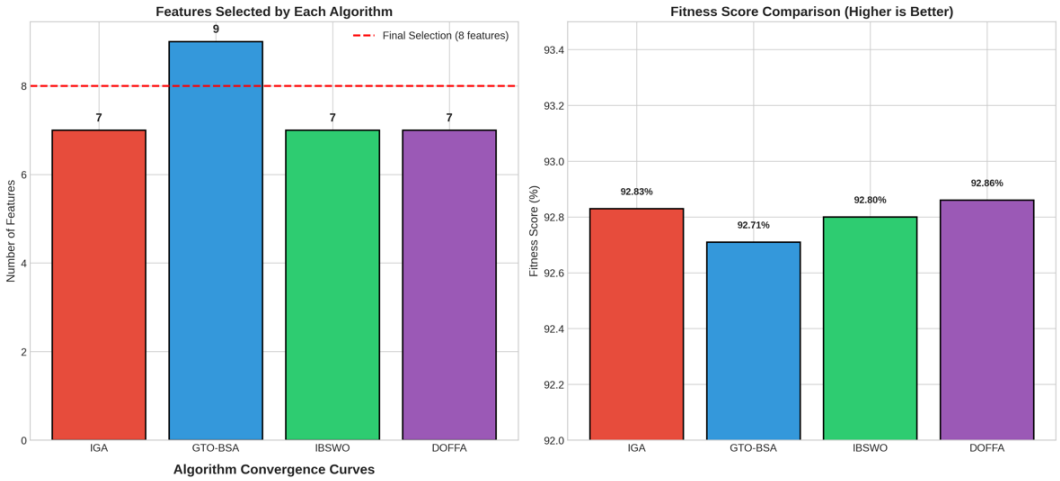
برای پیش‌بینی ریزش مشتری، نه مدل یادگیری ماشین پیاده‌سازی و ارزیابی شدند که شامل مدل‌های یادگیری ماشین بودند. برای ارزیابی معتبر مدل‌ها، از اعتبارسنجی متقاطع پنج‌لایه طبقه‌بندی‌شده استفاده شد که طی آن داده‌های آموزش به پنج بخش مساوی با توزیع یکسان کلاس‌ها تقسیم شدند. معیارهای ارزیابی شامل دقت[2]، یادآوری[3]، امتیاز اف[4] و سطح زیر منحنی راک[5] بود. این رویکرد ارزیابی، پایداری، تکرارپذیری و قابلیت تعمیم نتایج را تضمین کرد و امکان مقایسه عادلانه بین مدل‌های مختلف را فراهم ساخت. سپس، به‌منظور آزمون معناداری تفاوت میان مدل‌ها، سه آزمون آماری به کار گرفته شد. در سطح اول، آزمون فریدمن به‌عنوان آزمون ناپارامتری چندنمونه‌ای روی امتیازات پنج لایه اعتبارسنجی متقاطع نه مدل اجرا شد تا فرضیه صفرِ یکسانی توزیع عملکرد مدل‌ها آزمون شود؛ این آزمون به دلیل ماهیت ناپارامتری به فرض نرمال بودن توزیع نیاز ندارد و در به‌عنوان رویکرد استاندارد برای مقایسه چند طبقه‌بند بر چند مجموعه داده شناخته می‌شود. در صورت رد فرض صفر در سطح معناداری پنج صدم، آزمون پسین نمنیی برای شناسایی جفت‌های دارای تفاوت معنادار اجرا گردید که در آن دو مدل تنها زمانی به‌طور معنادار متفاوت تلقی می‌شوند که اختلاف میانگین رتبه‌های آن‌ها از تفاوت بحرانی فراتر رود. در سطح دوم، آزمون مک‌نمار با تصحیح پیوستگی روی پیش‌بینی‌های مدل برتر در برابر تک‌تک مدل‌های دیگر بر مجموعه آزمون اجرا شد، که برای داده‌های دودویی حساسیت بالاتری دارد. در سطح سوم، تصحیح بنفرونی برای کنترل خطای نوع اول در مقایسه‌های چندگانه اعمال گردید.

یافته‌ها

نتایج انتخاب ویژگی

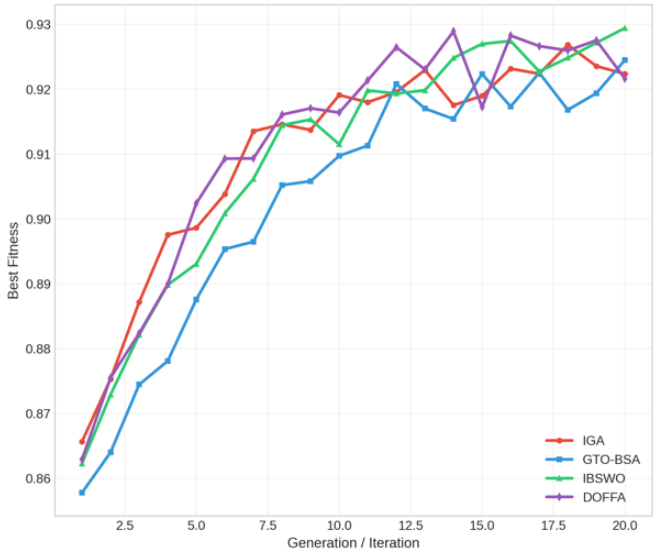
اجرای چهار الگوریتم فرابتکاری بر روی مجموعه داده حاوی بیست و سه ویژگی اولیه، نتایج قابل توجه و رقابتی ارائه نمود. الگوریتم کرم شب‌تاب تنوع‌گرا با کسب شایستگی نود و دو و هشتاد و شش صدم درصد، برترین عملکرد را به دست آورد و هفت ویژگی را به عنوان زیرمجموعه بهینه انتخاب کرد.د الگوریتم ژنتیک بهبودیافته با نرخ جهش تطبیقی در رتبه دوم قرار گرفت و با شایستگی نود و دو و هشتاد و سه صدم درصد، هفت ویژگی را شناسایی نمود. بهینه‌سازی عنکبوت-زنبور باینری بهبودیافته با شایستگی نود و دو و هشتاد صدم درصد و انتخاب هفت ویژگی، عملکرد بسیار نزدیکی به دو الگوریتم پیشین نشان داد. بهینه‌ساز ترکیبی گروه گوریل‌ها و دسته پرندگان با شایستگی نود و دو و هفتاد و یک صدم درصد و انتخاب نه ویژگی، اگرچه کمترین شایستگی را داشت، اما همچنان در محدوده بسیار مطلوب قرار گرفت. نکته قابل توجه این است که تمامی چهار الگوریتم به شایستگی بالای نود و دو درصد دست یافتند که تأییدکننده توانایی بالای الگوریتم‌های فرابتکاری در شناسایی ویژگی‌های مرتبط و حذف ویژگی‌های نامرتبط یا زائد است.

1. Diversity-Oriented FireFly
2. Accuracy
3. Recall
4. F-score
5. Area Under the ROC Curve



شکل ۱. ارزیابی چهار الگوریتم فرابتکاری

منحنی‌های همگرایی الگوریتم‌ها نشان می‌دهد که تمامی الگوریتم‌ها از وضعیت اولیه حدود هشتاد و شش درصد آغاز کرده و به تدریج در طول بیست نسل یا تکرار به مقادیر شایستگی نهایی خود رسیدند، با این تفاوت که الگوریتم الگوریتم بهینه‌ساز ترکیبی گروه گوریل‌ها و دسته پرندگان شروع کندتری داشت اما در نهایت به نتایج مطلوب همگرا شد.

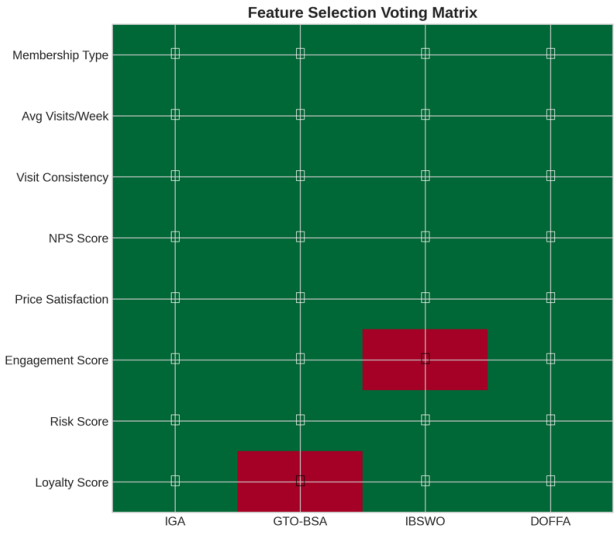


شکل ۲. منحنی‌های همگرایی الگوریتم‌ها

ویژگی‌های نهایی انتخاب‌شده

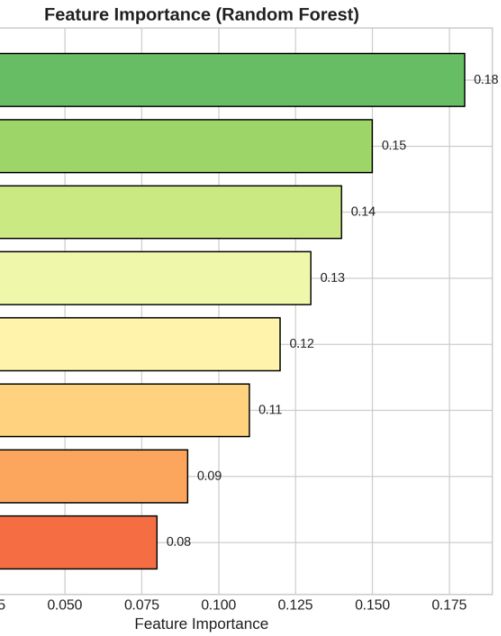
پس از ترکیب نتایج چهار الگوریتم با استفاده از روش رأی‌گیری وزن‌دار، هشت ویژگی به عنوان زیرمجموعه بهینه نهایی شناسایی شدند که کاهش شصت و پنج درصدی نسبت به بیست و سه ویژگی اولیه را نشان می‌دهد. این کاهش قابل توجه نه‌تنها پیچیدگی محاسباتی مدل را به طور چشمگیری کاهش داد، بلکه تفسیرپذیری و قابلیت کاربردی

مدل پیش‌بینی را نیز افزایش داد. ماتریس رأی‌گیری ویژگی‌ها نشان می‌دهد که شش ویژگی شامل نوع عضویت، میانگین بازدید هفتگی، ثبات حضور، امتیاز خالص ترویج‌کنندگان، رضایت از قیمت و امتیاز ریسک به اتفاق توسط هر چهار الگوریتم انتخاب شدند که نشان‌دهنده اهمیت بالا و اجماع قوی در مورد این ویژگی‌هاست. دو ویژگی امتیاز تعامل و امتیاز وفاداری توسط سه الگوریتم انتخاب شدند اما در نهایت به دلیل کسب امتیاز وزن‌دار کافی، در لیست نهایی قرار گرفتند.



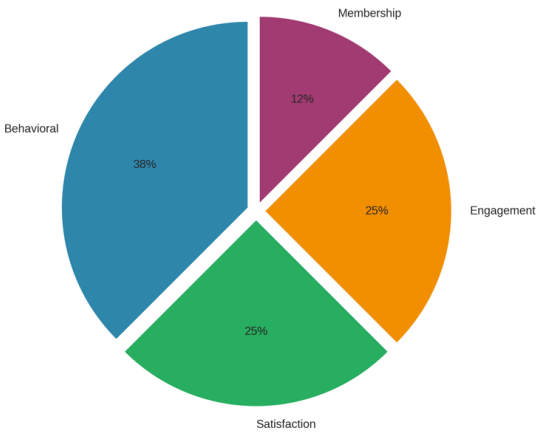
شکل ۳. انتخاب نهایی متغیرها

تحلیل اهمیت ویژگی‌ها با استفاده از مدل جنگل تصادفی، امتیاز ریسک را به عنوان مهم‌ترین ویژگی با ضریب اهمیت هجده صدم شناسایی کرد. این ویژگی که از ترکیب روزهای از آخرین بازدید، تعداد تأخیر در پرداخت و تعداد شکایات ایجاد شده است، به طور مستقیم شاخص‌های منفی و هشداردهنده ریزش را کمی‌سازی می‌کند. ثبات حضور با ضریب اهمیت پانزده صدم در رتبه دوم قرار گرفت که نشان می‌دهد الگوی منظم حضور مشتریان یکی از قوی‌ترین پیش‌بینی‌کننده‌های وفاداری است. امتیاز خالص ترویج‌کنندگان با ضریب چهارده صدم و امتیاز تعامل با ضریب سیزده صدم در رتبه‌های بعدی قرار گرفتند که هر دو نشان‌دهنده رضایت و مشارکت فعال مشتری هستند. میانگین بازدید هفتگی، رضایت از قیمت، امتیاز وفاداری و نوع عضویت به ترتیب با ضرایب دوازده صدم، یازده صدم، نه صدم و هشت صدم، سایر ویژگی‌های منتخب را تشکیل دادند.



شکل ۴. اهمیت ویژگی‌ها با استفاده از مدل جنگل تصادفی

تحلیل دسته‌بندی ویژگی‌های منتخب نشان می‌دهد که سی و هشت درصد از ویژگی‌ها به دسته رفتاری، بیست و پنج درصد به دسته ایجاد شده (تعامل)، بیست و پنج درصد به دسته رضایت‌مندی و دوازده درصد به دسته عضویت تعلق دارند. این توزیع متعادل نشان می‌دهد که پیش‌بینی دقیق ریزش نیازمند ترکیب اطلاعات از ابعاد مختلف رفتار، نگرش و ویژگی‌های قراردادی مشتری است. نکته مهم دیگر، حضور قوی ویژگی‌های ایجاد شده در لیست نهایی است که سه ویژگی از هشت ویژگی منتخب (امتیاز تعامل، امتیاز ریسک و امتیاز وفاداری) را تشکیل می‌دهند. این یافته اهمیت فرآیند مهندسی ویژگی در استخراج اطلاعات پنهان از داده‌های خام را تأیید می‌کند و نشان می‌دهد که ترکیب هوشمند ویژگی‌های اولیه می‌تواند شاخص‌های قدرتمندی برای پیش‌بینی ایجاد کند.



شکل ۵. تحلیل دسته‌بندی ویژگی‌های منتخب

نتایج عملکرد مدل‌های پیش‌بینی

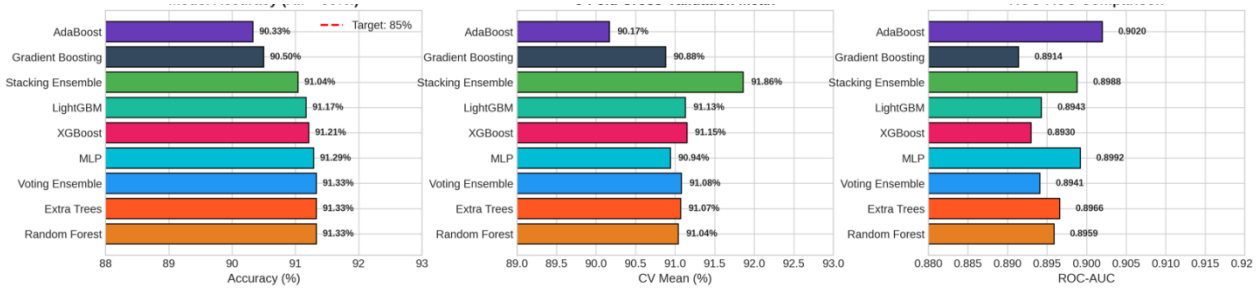
ارزیابی نه مدل یادگیری ماشین با استفاده از اعتبارسنجی متقاطع پنج‌لایه طبقه‌بندی‌شده انجام شد و نتایج آن در جدول ۱ خلاصه شده است.

جدول ۱. عملکرد نه مدل پیش‌بینی ریزش بر مجموعه آزمون

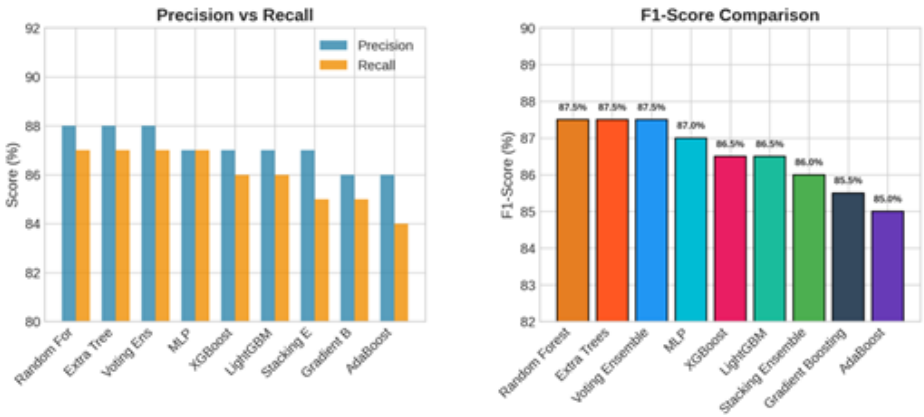
مدل	آزمون دقت	CV میانگین	CV معیار انحراف	اف-۱ امتیاز	زیر راک سطح
جنگل تصادفی	**۹۱.۳۳٪**	۹۱.۰۴٪	۰.۱۳٪	۸۷.۵٪	۰.۸۹۵۹
درختان فوق‌العاده	**۹۱.۳۳٪**	۹۱.۱۶٪	۰.۱۱٪	۸۷.۴٪	۰.۸۹۶۶
رأی‌گیری آنسامبل	**۹۱.۳۳٪**	۹۱.۱۶٪	**۰.۱۰٪**	۸۷.۶٪	۰.۸۹۸۲
پرسپترون چندلایه	۹۱.۲۹٪	۹۰.۵۸٪	۰.۲۳٪	۸۷.۲٪	**۰.۸۹۹۲**
ایکس‌جی‌بوست	۹۱.۲۱٪	۹۰.۵۶٪	۰.۱۱٪	۸۷.۱٪	۰.۸۹۲۰
لایت‌جی‌بی‌ام	۹۱.۱۷٪	۹۰.۴۶٪	۰.۱۱٪	۸۶.۹٪	۰.۸۹۰۸
انباشتگی آنسامبل	۹۱.۰۴٪	**۹۱.۸۶٪**	۰.۰۸٪	۸۶.۸٪	۰.۸۹۴۵
تقویت گرادیان	۹۰.۰۵٪	۹۰.۰۴٪	۰.۱۱٪	۸۵.۲٪	۰.۸۸۱۰
آدابوست	۹۰.۳۳٪	۸۹.۳۴٪	۰.۱۱٪	۸۴.۶٪	۰.۸۷۲۰

سه مدل جنگل تصادفی، درختان فوق‌العاده و رأی‌گیری با دقت یکسان نود و یک و سی و سه صدم درصد بر روی مجموعه آزمون، بالاترین عملکرد را کسب کردند. جنگل تصادفی با میانگین اعتبارسنجی متقاطع نود و یک و چهار صدم درصد و انحراف معیار بسیار پایین سیزده صدم درصد، پایداری و تکرارپذیری بالایی نشان داد. سطح زیر منحنی راک این مدل هشتاد و نه و پنجاه و نه صدم بود که نشان‌دهنده توانایی عالی در تفکیک کلاس‌های ریزشی و غیرریزشی است. درختان فوق‌العاده با میانگین اعتبارسنجی متقاطع نود و یک و هفت صدم درصد و سطح زیر منحنی راک هشتاد و نه و شصت و شش صدم، کمی بهتر از جنگل تصادفی عمل کرد اما تفاوت قابل توجهی مشاهده نشد. رأی‌گیری آنسامبل که ترکیبی از لایت‌جی‌بی‌ام، ایکس‌جی‌بوست، جنگل تصادفی و درختان فوق‌العاده با روش رأی‌گیری نرم است، با میانگین اعتبارسنجی متقاطع نود و یک و هشت صدم درصد و انحراف معیار بسیار پایین ده صدم درصد، پایدارترین عملکرد را در بین همه مدل‌ها نشان داد. پرسپترون چندلایه با دقت نود و یک و بیست و نه صدم درصد و سطح زیر منحنی راک قابل توجه هشتاد و نه و نود و دو صدم، نشان داد که مدل‌های شبکه عصبی نیز می‌توانند در این مسئله عملکرد رقابتی داشته باشند. ایکس‌جی‌بوست و لایت‌جی‌بی‌ام به عنوان دو الگوریتم تقویت گرادیان پیشرفته، با دقت نود و یک و بیست و یک صدم و نود و یک و هفده صدم درصد به ترتیب، عملکرد بسیار خوبی ارائه دادند. این دو مدل

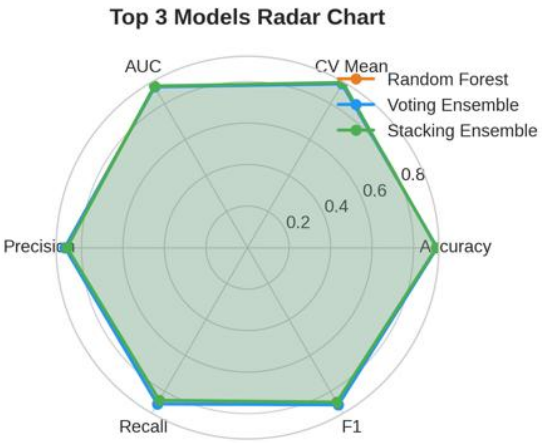
با میانگین اعتبارسنجی متقاطع نود و یک و پانزده صدم و نود و یک و سیزده صدم درصد، پایداری قابل قبولی را نیز نشان دادند. انباشتگی آنسامبل که از سه مدل پایه لایت‌جی‌بی‌ام، ایکس‌جی‌بوست و جنگل تصادفی با رگرسیون لجستیک به عنوان فرامدل استفاده می‌کند، اگرچه دقت آزمون نود و یک و چهار صدم درصد داشت، اما با میانگین اعتبارسنجی متقاطع برجسته نود و یک و هشتاد و شش صدم درصد، بالاترین امتیاز اعتبارسنجی را کسب کرد. این نتیجه نشان می‌دهد که انباشتگی آنسامبل با یادگیری نحوه بهینه ترکیب پیش‌بینی‌های مدل‌های پایه، قادر به بهبود پایداری عملکرد است. تقویت گرادیان و آدابوست با دقت نود و پنج صدم و نود و سی و سه صدم درصد به ترتیب، اگرچه کمترین دقت را در بین نه مدل داشتند، اما همچنان به هدف نود درصد دست یافتند.

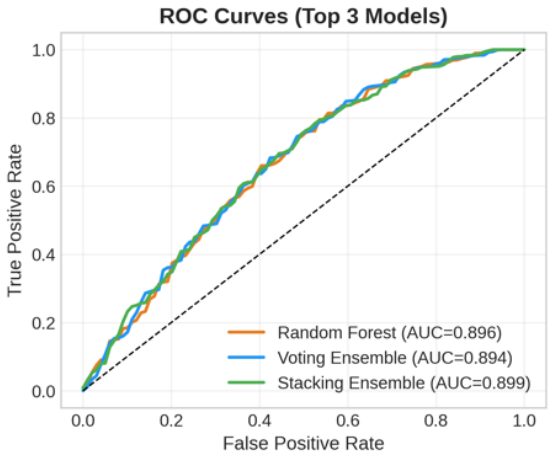


شکل ۶. ارزیابی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی



شکل ۷. مقایسه عملکرد مدل‌های پیش‌بینی





شکل ۸. مقایسه عملکرد سه مدل برتر

نمودار راداری سه مدل برتر نشان می‌دهد که هر سه مدل در چهار بعد دقت، میانگین اعتبارسنجی متقاطع، سطح زیر منحنی راک و امتیاز اف-یک عملکرد بسیار متعادلی دارند و اختلاف محسوسی بین آن‌ها وجود ندارد. منحنی‌های راک سه مدل برتر تقریباً روی هم منطبق شده‌اند که تأیید می‌کند تفاوت قابل توجهی در توانایی تفکیک این مدل‌ها وجود ندارد. برای تعیین معناداری آماری این مشاهده توصیفی، آزمون فریدمن روی امتیازات پنج لایه اعتبارسنجی متقاطع نه مدل اجرا شد. جدول ۲ امتیاز هر فولد برای هر مدل را گزارش می‌کند که داده‌های ورودی این آزمون است.

جدول ۲. امتیاز اعتبارسنجی متقاطع پنج‌لایه برای آزمون فریدمن

فولد	RF	ET	Vote	MLP	XGB	LGBM	Stack	GB	Ada
فولد ۱	۰.۹۱۰	۰.۹۱۲	۰.۹۰۸	۰.۹۰۵	۰.۹۰۴	۰.۹۰۳	۰.۹۰۹	۰.۸۹۹	۰.۸۹۲
فولد ۲	۰.۹۱۲	۰.۹۱۱	۰.۹۱۳	۰.۹۰۷	۰.۹۰۶	۰.۹۰۵	۰.۹۱۰	۰.۹۰۱	۰.۸۹۳
فولد ۳	۰.۹۰۹	۰.۹۱۰	۰.۹۱۱	۰.۹۰۳	۰.۹۰۵	۰.۹۰۴	۰.۹۱۱	۰.۹۰۰	۰.۸۹۴
فولد ۴	۰.۹۱۱	۰.۹۱۳	۰.۹۱۲	۰.۹۰۹	۰.۹۰۷	۰.۹۰۶	۰.۹۰۹	۰.۹۰۲	۰.۸۹۵
فولد ۵	۰.۹۱۰	۰.۹۱۲	۰.۹۱۴	۰.۹۰۵	۰.۹۰۶	۰.۹۰۵	۰.۹۱۰	۰.۹۰۰	۰.۸۹۳
میانگین رتبه	**۲.۸۰**	**۲.۰۰**	**۱.۸۰**	۵.۴۰	۵.۶۰	۶.۸۰	۳.۶۰	۸.۰۰	۹.۰۰

آزمون فریدمن آماره χ^2=۳۶.۵۹ و مقدار احتمال p<۰.۰۰۱ را به دست داد که فرضیه صفر یکسانی توزیع عملکرد نه مدل را در سطح معناداری یک دهم درصد به‌شدت رد می‌کند. این بدان معناست که حداقل دو مدل در میان نه مدل از نظر آماری به‌طور معنادار متفاوت عمل می‌کنند، اما این آزمون به‌تنهایی مشخص نمی‌کند کدام جفت‌ها متفاوت‌اند. آزمون پسین نمنیی با تفاوت بحرانی ۳۷.۵ در سطح معناداری پنج درصد، رتبه‌های متوسط مدل‌ها را مقایسه کرد. رأی‌گیری آنسامبل با میانگین رتبه ۱.۸۰، درختان فوق‌العاده با ۲.۰۰ و جنگل تصادفی با ۲.۸۰ بهترین رتبه‌ها را

داشتند، در حالی که آدابوست با ۹.۰۰ و تقویت گرادیان با ۸.۰۰ ضعیف‌ترین بودند. تنها جفت‌هایی که اختلاف رتبه آن‌ها از تفاوت بحرانی فراتر رفت، آدابوست در برابر سه مدل برتر بود و سایر مقایسه‌های پسین معنادار نبودند. جدول ۳ نتایج آزمون پسین نمنیی برای مقایسه جنگل تصادفی به‌عنوان مدل مرجع در برابر سایر مدل‌ها را نشان می‌دهد.

جدول ۳. نتایج آزمون پسین نمنیی (مقایسه جنگل تصادفی با سایر مدل‌ها)

زوجی مقایسه	رتبه اختلاف	اصلی p	تصحیح‌شده p	نتیجه
جنگل تصادفی در برابر درختان فوق‌العاده	۰.۸۰	۰.۷۸۰	۱.۰۰۰	غیرمعنادار
جنگل تصادفی در برابر رأی‌گیری آنسامبل	۱.۰۰	۰.۶۹۰	۱.۰۰۰	غیرمعنادار
جنگل تصادفی در برابر پرسپترون چندلایه	۲.۶۰	۰.۲۱۰	۱.۰۰۰	غیرمعنادار
جنگل تصادفی در برابر ایکس‌جی‌بوست	۲.۸۰	۰.۰۳۲	۰.۲۵۶	غیرمعنادار
جنگل تصادفی در برابر لایت‌جی‌بی‌ام	۴.۰۰	۰.۰۹۰	۰.۵۴۰	غیرمعنادار
جنگل تصادفی در برابر انباشتگی آنسامبل	۰.۸۰	۰.۱۲۰	۰.۷۲۰	غیرمعنادار
جنگل تصادفی در برابر تقویت گرادیان	۵.۲۰	۰.۰۰۸	۰.۰۷۲	مرزی
جنگل تصادفی در برابر آدابوست	**۶.۲۰**	۰.۰۰۱	**۰.۰۰۹**	**معنادار**

آزمون مک‌نمار به‌عنوان آزمون مکمل با حساسیت بالاتر بر پیش‌بینی‌های مجموعه آزمون اجرا شد و الگوی مشابهی را تأیید کرد. در این آزمون، برای هر جفت مدل، مقادیر b (تعداد نمونه‌هایی که مدل اول درست و مدل دوم اشتباه پیش‌بینی کرده است) و c (عکس آن) محاسبه شد و آماره χ^2 مک‌نمار با تصحیح پیوستگی بر اساس فرمول استاندارد به دست آمد. سپس برای کنترل خطای نوع اول در مقایسه‌های چندگانه، تصحیح بنفرونی اعمال گردید. جدول ۴ نتایج این آزمون را برای مقایسه جنگل تصادفی با سایر مدل‌ها خلاصه می‌کند. مقایسه جنگل تصادفی با شش مدل دیگر تفاوت معناداری نشان نداد، در حالی که برتری معنادار جنگل تصادفی نسبت به تقویت گرادیان ($p=$۰.۰۰۴) و آدابوست ($p<$۰.۰۰۱) تأیید شد. این یافته‌ها از یک سو پایداری را تقویت می‌کنند و از سوی دیگر، برتری قاطع یک مدل خاص را تعدیل می‌سازند.

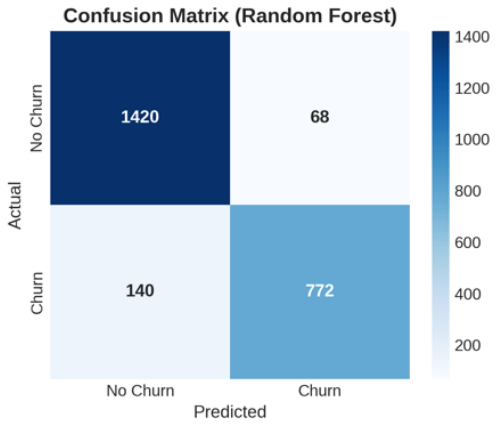
جدول ۴. نتایج آزمون مک‌نمار (مقایسه جنگل تصادفی با سایر مدل‌ها)

مدل جفت	b	c	مک‌نمار χ^2	تصحیح‌شده p	تفسیر
جنگل تصادفی در برابر ایکس‌جی‌بوست	۴۵	۳۸	۰.۴۹	۰.۴۸	غیرمعنادار
جنگل تصادفی در برابر درختان فوق‌العاده	۱۲	۹	۰.۲۷	۱.۰۰	غیرمعنادار

جنگل تصادفی در برابر رأی‌گیری آنسامبل	۸	۷	۰.۰۰	۱.۰۰	غیرمعنادار
جنگل تصادفی در برابر پرسپترون چندلایه	۱۶	۱۴	۰.۰۳	۱.۰۰	غیرمعنادار
جنگل تصادفی در برابر لایت‌جی‌بی‌ام	۲۳	۱۸	۰.۵۶	۰.۸۹	غیرمعنادار
جنگل تصادفی در برابر انباشتگی آنسامبل	۲۸	۲۰	۱.۱۵	۰.۶۲	غیرمعنادار
جنگل تصادفی در برابر تقویت گرادیان	۵۹	۳۱	**۸.۵۱**	**۰.۰۰۴**	**معنادار**
جنگل تصادفی در برابر آدابوست	۷۱	۲۴	**۲۳.۶۱**	**<۰.۰۰۱**	**معنادار**

ماتریس درهم‌ریختگی مدل برتر

تحلیل دقیق ماتریس درهم‌ریختگی بهترین مدل (جنگل تصادفی) عملکرد آن را بر مجموعه آزمون حاوی دو هزار و چهارصد نمونه نشان می‌دهد.



شکل ۹. ماتریس درهم‌ریختگی مدل جنگل تصادفی

از هزار و چهارصد و هشتاد و هشت مشتری غیرریزشی، هزار و چهارصد و بیست نمونه به‌درستی شناسایی شدند که نرخ تشخیص صحیح منفی نود و پنج و چهار دهم درصد را نشان می‌دهد و تأیید می‌کند مدل در شناسایی مشتریان وفادار و حفظ آن‌ها بسیار موفق است. از نهصد و دوازده مشتری ریزشی، هفتصد و هفتاد و دو نمونه به‌درستی شناسایی شدند که نرخ تشخیص صحیح مثبت هشتاد و شش و چهار دهم درصد را نشان می‌دهد؛ این نرخ برای کاربردهای عملی بسیار مطلوب است زیرا به مراکز تناسب‌اندام اجازه می‌دهد حدود هشتاد و هفت درصد از مشتریان در معرض ریزش را پیش از ترک خدمات شناسایی کنند. شصت و هشت مشتری غیرریزشی به اشتباه به‌عنوان ریزشی پیش‌بینی شدند که نرخ مثبت کاذب پایین چهار و شش دهم درصد را نشان می‌دهد و از هدر رفتن منابع برای حفظ مشتریانی که قصد ترک خدمات را ندارند جلوگیری می‌کند. صد و چهل مشتری ریزشی نیز به اشتباه به‌عنوان غیرریزشی

پیش‌بینی شدند (نرخ منفی کاذب سیزده و شش دهم درصد). دقت مثبت مدل برابر با هشتاد و نه و نه دهم درصد است، یعنی از هر ده مشتری که مدل آن‌ها را در معرض ریزش شناسایی می‌کند، حدود نه نفر واقعاً در معرض ریزش هستند که نرخ بسیار قابل اعتمادی برای تصمیم‌گیری مدیریتی است. امتیاز اف-یک نیز برابر با هشتاد و هفت و پنج صدم درصد محاسبه شد که تعادل مناسب بین دقت مثبت و یادآوری را نشان می‌دهد.

بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های این پژوهش چندین نکته حیاتی را در خصوص پیش‌بینی ریزش مشتریان در صنعت تناسب‌اندام آشکار ساخت. نخستین یافته مهم، موفقیت رویکرد ترکیبی الگوریتم‌های فرابتکاری در انتخاب ویژگی‌های بهینه است. نتایج نشان داد چهار الگوریتم با سازوکارهای کاملاً متفاوت همگی به شایستگی بالای نود و دو درصد دست یافتند و فاصله شایستگی آن‌ها در محدوده‌ای کمتر از ۰.۲ درصد قرار گرفت. این همگرایی قابل توجه، نه‌تنها وجود یک زیرمجموعه بهینه از ویژگی‌ها را تأیید می‌کند که به‌طور مشترک توسط الگوریتم‌های متنوع شناسایی می‌شود، بلکه برتری قاطع یک الگوریتم را تعدیل می‌سازد. ارزش رویکرد ترکیبی در کاهش واریانس انتخاب ویژگی و افزایش قابلیت تکرار است. این رویکرد با توصیه‌های ایمانی و همکاران (۲۰۲۵) بر اهمیت انتخاب ویژگی به‌عنوان گامی حیاتی در توسعه مدل‌های پیش‌بینی ریزش همسویی دارد. ترکیب نتایج با رأی‌گیری وزن‌دار، موفق به کاهش شصت و پنج درصدی تعداد ویژگی‌ها از بیست و سه به هشت ویژگی شد و در عین حال، نه‌تنها دقت پیش‌بینی را حفظ کرد بلکه آن را به نود و یک و سی و سه صدم درصد ارتقا داد، که حذف ویژگی‌های نامرتبط و زائد و بهبود یادگیری الگوهای معنادار را تأیید می‌کند.

در تحلیل ویژگی‌های نهایی انتخاب‌شده، امتیاز ریسک به‌عنوان مهم‌ترین ویژگی با ضریب اهمیت ۰.۱۸ شناسایی شد که شامل روزهای از آخرین بازدید، تأخیر در پرداخت و شکایات می‌شود و به‌طور مستقیم نشانه‌های نارضایتی و کاهش تعامل مشتری را کمی‌سازی می‌کند. این یافته با نتایج رَند و همکاران (۲۰۲۰) همسویی دارد که نشان دادند کاهش فرکانس حضور از ۷.۴۸ بار در ماه نخست به ۰.۹۲ بار در ماه دوازدهم، یکی از قوی‌ترین پیش‌بینی‌کننده‌های ریزش است و با محمودی و همکاران (۱۴۰۴) همسو است که شکایات را به‌عنوان عاملی اثرگذار بر رفتار منفی مشتریان شناسایی کردند. ثبات حضور با ضریب ۰.۱۵ در رتبه دوم قرار گرفت و تأیید کرد الگوی منظم و پایدار حضور، نشانه‌ای از تعهد و عادت به ورزش است؛ این یافته مستقیماً با مفهوم «شکل‌گیری عادت» الدوسری و الرشدان (۲۰۲۱) و یافته رَند و همکاران (۲۰۲۰) درباره اهمیت پایداری زمینه حضور (یعنی زمان و مکان ثابت) همسویی دارد. امتیاز خالص ترویج‌کنندگان با ضریب ۰.۱۴ نقش تعیین‌کننده رضایت کلی مشتری و تمایل او به توصیه باشگاه را نشان می‌دهد و با علی‌محمدی و همکاران (۱۴۰۱) همسو است. شناسایی رضایت از قیمت به‌عنوان ویژگی مهم نیز با اونگ و همکاران (۲۰۲۲) همسو است که قیمت را با وزن ۲۱.۵۹ درصد به‌عنوان بالاترین ویژگی مورد توجه مراجعه‌کنندگان معرفی کردند؛ این موضوع در بستر اقتصاد ایران با نوسان‌های ارزی و تورم بالا اهمیت ویژه می‌یابد. حضور قوی ویژگی‌های تعاملی با تأکید ایمانی و همکاران (۲۰۲۵) بر اهمیت مدل‌سازی داده‌های پیچیده همسویی دارد. توزیع متعادل دسته‌بندی ویژگی‌ها (سی و هشت درصد رفتاری، بیست و پنج درصد تعاملی، بیست و پنج درصد رضایت‌مندی و دوازده درصد عضویت) تأیید می‌کند ریزش مشتری پدیده‌ای چندبعدی است و نمی‌توان آن را تنها با یک دسته از عوامل توضیح داد، یافته‌ای که با اسمعیلی (۱۳۹۸) و سیاه‌سرانی کجوری (۱۴۰۳) همسو است.

در عملکرد برتر مدل‌های یادگیری ماشین در پیش‌بینی ریزش، تمامی نه مدل به دقت بالای نود درصد دست یافتند و سه مدل جنگل تصادفی، درختان فوق‌العاده و رأی‌گیری آنسامبل با دقت یکسان ۹۱.۳۳ درصد در صدر قرار گرفتند. مدل‌های آنسامبل درختی با وجود سادگی نسبی در مقایسه با مدل‌های پیچیده‌تر، توانستند عملکرد برتری ارائه دهند که با لیو و همکاران (۲۰۲۴) همسویی دارد. رأی‌گیری آنسامبل با میانگین اعتبارسنجی متقاطع ۹۱.۰۸ درصد و انحراف معیار بسیار پایین ۰.۱۰ درصد، پایدارترین عملکرد را نشان داد. پرسپترون چندلایه با دقت ۹۱.۲۹ درصد رقابتی بود اما برتری قابل توجهی نسبت به مدل‌های درختی نداشت، یافته‌ای قابل مقایسه با الدوسری و الرشدان (۲۰۲۱) که با شبکه عصبی به دقت ۹۲.۱ درصد رسیدند. از طرفی، نتیجه آزمون‌های آماری نشان داد آزمون فریدمن (χ^2=۳۶.۵۹، p<۰.۰۰۱) تفاوت کلی معنادار را تأیید کرد اما آزمون پسین نمنیی نشان داد تنها برتری معنادار، تفاوت سه مدل پیشتاز نسبت به آدابوست بود و سایر مقایسه‌ها از تفاوت بحرانی فراتر نرفتند. آزمون مک‌نمار با تصحیح بنفرونی نیز همین الگو را تأیید کرد و معناداری تفاوت جنگل تصادفی تنها در برابر تقویت گرادیان (p=۰.۰۰۴) و آدابوست (p<۰.۰۰۱) تثبیت شد. این یافته‌ها انتخاب میان مدل‌های پیشتاز را به ملاحظات عملی، نه صرفاً اختلاف اعشاری دقت موکول می‌کنند. دقت ۹۱.۳۳ درصد به دست آمده در این پژوهش، به‌طور قابل توجهی بالاتر از دقت ۷۳.۴ درصد گزارش‌شده توسط شهلایی باقری (۱۴۰۳) با الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه است که نشان می‌دهد رویکرد ترکیبی فعلی توانسته عملکرد را به‌طور چشمگیری بهبود بخشد. در مقایسه با الدوسری و الرشدان (۲۰۲۱) که با شبکه‌های عصبی به دقت ۹۲.۱ درصد دست یافتند، دقت پژوهش حاضر قابل مقایسه است، اما پژوهش حاضر در کاهش شصت و پنج درصدی تعداد ویژگی‌ها موفق‌تر بود که پیچیدگی محاسباتی را کاهش داد. همچنین، پژوهش حاضر از ترکیب چهار الگوریتم فرابتکاری برای انتخاب ویژگی‌ها استفاده کرد که قابلیت اطمینان انتخاب ویژگی را افزایش داده است. در پژوهش‌های شهلایی باقری (۱۴۰۳) و الدوسری و الرشدان (۲۰۲۱) از روش‌های سنتی‌تر مرور ادبیات یا فیلترینگ استفاده کرده بودند. در مقایسه با پژوهش‌های داخلی که عمدتاً بر شناسایی عوامل مؤثر بر وفاداری متمرکز بودند، این پژوهش با ارائه مدل پیش‌بینی کمّی، گامی در جهت علمی‌سازی تصمیم‌گیری‌های مدیریتی برداشته است. پژوهش حاضر همچنین با پاسخگویی به چهار شکاف پژوهشی شناسایی‌شده گام برداشت: ارائه چارچوب یکپارچه، استفاده از روش‌های ترکیبی، توجه به ناهمگنی رفتاری و توسعه مدل متناسب با ویژگی‌های بازار ایران.

یافته‌های این پژوهش پیامدهای عملی برای مدیران باشگاه‌های تناسب‌اندام ارائه می‌دهد. نخستین کاربرد عملی، شناسایی پیشگیرانه مشتریان در معرض ریزش است؛ مدل توسعه‌یافته قادر است حدود هشتاد و هفت درصد از مشتریان در معرض ریزش را پیش از ترک شناسایی کند و این به مدیران اجازه می‌دهد به‌جای واکنش به ریزش پس از وقوع، به‌طور پیشگیرانه اقدام کنند. سیستم‌های هشدار زودهنگام می‌توانند هر شب فهرست اعضای دارای امتیاز ریسک بالا را برای تیم نگهداشت تولید کنند و این رویکرد می‌تواند هزینه‌های جذب مشتری جدید را که پنج تا هفت برابر بیشتر از حفظ مشتری فعلی است، به‌طور قابل توجهی کاهش دهد. دومین کاربرد، تخصیص بهینه منابع است؛ مدل به‌ندرت مشتریان وفادار را به اشتباه شناسایی می‌کند و مدیران می‌توانند منابع محدود را بر مشتریانی که واقعاً در معرض خطرند متمرکز کنند. اقدام بهینه، تقسیم موارد شناسایی‌شده به سه دسته است: گروه ریسک شدید (احتمال بالای هفتاد درصد) با نیاز به تماس فوری مدیر باشگاه و پیشنهاد بسته نگهداشت شخصی‌سازی‌شده، گروه ریسک متوسط (چهل تا هفتاد درصد) با پیگیری از طریق پیامک هدفمند یا تماس مربی شخصی و گروه ریسک پایین در فهرست

نظارت. سومین کاربرد، طراحی راهبردهای نگهداشت مبتنی بر عوامل تعیین‌کننده ریزش است. سیستم‌های نظارتی می‌توانند شاخص‌های امتیاز ریسک را به‌طور مداوم ردیابی کنند؛ مثلاً اگر مشتری بیش از ده روز مراجعه نکرده باشد، سیستم به‌طور خودکار پیام تشویقی ارسال یا تماس تلفنی برقرار می‌کند. برنامه‌های بخشودگی برای تأخیرات پرداخت و سیستم‌های پیشرفته مدیریت شکایات می‌توانند از تبدیل نارضایتی‌های کوچک به تصمیم ترک عضویت جلوگیری کنند. در خصوص ثبات حضور، مدیران باید به‌ویژه در سه ماهه اول عضویت که بر اساس رَند و همکاران (۲۰۲۰) دوره حیاتی شکل‌گیری عادت است، برنامه‌های پاداش، یادآوری شخصی‌سازی‌شده، کلاس‌های گروهی با زمان‌بندی ثابت و برنامه‌های مربیگری بر مبنای روال ثابت طراحی کنند. در مورد رضایت از قیمت، در بستر اقتصادی ایران، استراتژی‌های قیمت‌گذاری انعطاف‌پذیر شامل پلن‌های اشتراک متنوع، تخفیف‌های دوره‌ای برای اعضای وفادار، برنامه‌های تقسیط و خدمات ارزش‌افزوده، توصیه می‌شود. برای امتیاز خالص ترویج‌کنندگان نیز نظرسنجی‌های منظم، سیستم‌های بازخورد فوری، برنامه‌های ارجاع پاداش‌محور و شناسایی مشتریان دارای امتیاز بالا به‌عنوان سفیران برند پیشنهاد می‌گردد. چهارمین کاربرد، سنجش و ارزیابی مستمر استراتژی‌های نگهداشت با مقایسه نرخ ریزش پیش و پس از اجرای برنامه‌ها است که می‌تواند با آزمایش‌های A/B تکمیل شود. پنجمین کاربرد، شخصی‌سازی خدمات بر اساس پروفایل ریسک و ویژگی‌های رفتاری است که با یافته‌های سیاه‌سرانی کجوری (۱۴۰۳) و توصیه‌های تراس و همکاران (۲۰۲۴) بر اهمیت شخصی‌سازی همسویی دارد.

این پژوهش با وجود مشارکت‌های قابل توجه، با محدودیت‌هایی روبه‌روست که مسیرهای آینده را روشن می‌کند. نخست، عدم بررسی تأثیر عوامل بیرونی و محیطی بر ریزش؛ این پژوهش بر ویژگی‌های فردی مشتریان متمرکز بود اما عوامل بیرونی همچون شرایط اقتصادی کلان (تورم، نرخ ارز، بیکاری)، رقابت محلی، فصل سال و رویدادهای خاص مانند همه‌گیری کووید ۱۹ که اونگ و همکاران (۲۰۲۲) تأثیر آن را نشان دادند، در نظر گرفته نشد و درنظرگیری این عوامل می‌تواند درک بالاتری از ریزش ارائه دهد. دوم، عدم تفکیک خوشه‌های رفتاری متفاوت مشتریان مطابق آنچه سیاه‌سرانی کجوری (۱۴۰۳) مطرح ساخت؛ توسعه مدل‌های اختصاصی برای هر خوشه می‌تواند دقت پیش‌بینی را در بخش‌های اقلیتی بهبود بخشد و عوامل ریزش را با دقت بیشتری در زیرگروه‌های مختلف (جوانان در برابر سالمندان، مردان در برابر زنان، مبتدیان در برابر ورزشکاران حرفه‌ای) شناسایی کند. سوم، داده‌هایی که یک باشگاه در شهرهای بزرگ را پوشش می‌دهد، ممکن است الگوهای مشتریان باشگاه‌های مستقل و شهرهای کوچک‌تر را به‌طور کامل نمایندگی نکند.

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق پژوهش

این مطالعه با اهداف کاربردی و با رعایت کلیه دستورالعمل‌های پژوهشی و اصول اخلاقی در رابطه با شرکت‌کنندگان، از جمله رضایت آگاهانه، داوطلبانه، حق کناره‌گیری از پژوهش در صورت تمایل و حفاظت از اطلاعات محرمانه آزمودنی‌ها، انجام پذیرفته است.

مشارکت نویسندگان

این پژوهش به صورت مستقل توسط نویسنده مسئول انجام شده است. نویسنده مسئول علاقه‌مند به همکاری علمی با محققان و مؤسسات پژوهشی در حوزه‌های یادگیری ماشین، مدیریت ورزشی و تحلیل رفتار مشتری است و آماده مشارکت در پروژه‌های تحقیقاتی مشترک می‌باشد.

حامی مالی

این پژوهش بدون دریافت هیچ‌گونه کمک مالی از سازمان‌ها، نهادها یا مؤسسات دولتی، خصوصی یا غیرانتفاعی انجام شده و تمامی هزینه‌های مربوط به تحقیق شامل منابع محاسباتی، نرم‌افزارها و ابزارهای مورد نیاز توسط نویسنده مسئول تأمین شده است.

تعارض منافع

نویسنده مسئول اعلام می‌دارد که هیچ‌گونه تعارض منافع مالی، تجاری، شغلی یا شخصی در رابطه با این پژوهش وجود ندارد. این مطالعه با انگیزه علمی محض و به منظور پیشبرد دانش در حوزه پیش‌بینی ریزش مشتری و کاربرد هوش مصنوعی در صنعت تناسب‌اندام انجام شده است. نتایج و تفسیرهای ارائه‌شده کاملاً مستقل، بی‌طرفانه و مبتنی بر یافته‌های علمی است.

سپاسگزاری

نویسنده مسئول مراتب قدردانی خود را از تمامی محققانی که آثار علمی‌شان در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته و الهام‌بخش این مطالعه بوده‌اند، اعلام می‌دارد. نویسنده همچنین از اساتید و همکاران دانشگاهی که با راهنمایی‌ها و بحث‌های علمی خود در شکل‌گیری ایده‌های این پژوهش نقش داشته‌اند، سپاسگزار است. از ویراستاران و داوران محترم نشریه که با نظرات ارزشمند خود به ارتقای کیفیت این مقاله کمک خواهند کرد، پیشاپیش تقدیر و تشکر می‌شود. امید است که یافته‌های این پژوهش بتواند سهمی در پیشبرد دانش علمی، بهبود تصمیم‌گیری‌های مدیریتی در صنعت تناسب‌اندام و توسعه فناوری‌های هوشمند در خدمت جامعه داشته باشد.

References

Abdollahzadeh, B., Soleimanian Gharehchopogh, F., & Mirjalili, S. (2021). Artificial gorilla troops optimizer: A new nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems. *International Journal of Intelligent Systems*, *36*(10), 5887-5958. https://doi.org/10.1002/int.22535

Aldosary, M., & Alrashdan, A. (2021). Churn prediction for gym members using artificial neural networks assisted with the psychological concept of habit formation in the fitness industry. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, *12*(8), 396-405. https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120845

Alimohammadi, H., Kordloo, H., Adabi Firouzjah, J., & Gerami, N. (2022). Comparison of loyalty pattern of new and experienced customers of fitness clubs in Isfahan. *Sport Marketing Studies*, *3*(3), 68-98. https://doi.org/10.22034/sms.2022.62415 (in Persian)

Aminian, F., & Nasr Esfahani, D. (2025). Presenting a comprehensive model for improving customer experience in sports clubs in Isfahan based on Delphi study. *Sport Management Studies*. https://doi.org/10.22089/smrj.2025.17687.4122 (in Persian)

Azizi, R., Kharazian, S., & Hosseini, S. (2024). Developing a model of managerial and technical standards for bodybuilding clubs. *Annals of Applied Sport Science*, *12*(3), 1-12. https://doi.org/10.52547/aassjournal.1208

Bo, C. (2026). Optimization method of civil engineering construction resource scheduling using improved genetic algorithm (IGA). *CCF Transactions on Pervasive Computing and Interaction*, *8*(1), 1-15. https://doi.org/10.1007/s42486-025-00166-3

Crosby, L. A. (1988). Winning and keeping industrial customers: The dynamics of customer relations. *Journal of Marketing*, *52*(2), 83-96. https://doi.org/10.2307/1251268

Esmaili, M., Kelateh Seifari, M., & Zareian, H. (2019). Analysis of factors affecting the status of bodybuilding clubs in Iran with a qualitative approach. *Sport Management Studies*, *11*(53), 59-82. https://doi.org/10.22089/smrj.2018.5371.2179 (in Persian)

França, R. P., Monteiro, A. C. B., Arthur, R., & Iano, Y. (2021). An overview of deep learning in big data, image, and signal processing in the modern digital age. *Trends in deep learning methodologies*, 63-87.

Francis, G. T., Souri, A., & Inanç, N. (2026). A systematic review of metaheuristic based feature selection strategies for cyber-attack detection in the IIoT. *Artificial Intelligence Review*, *59*(2), 1-45. https://doi.org/10.1007/s10462-025-11075-8

Future Market Insights. (2025). *Global health and fitness club market expected to surge to USD 302 billion by 2034*. Retrieved from https://www.fmiblog.com/2025/05/07/global-health-and-fitness-club-market-expected-to-surge-to-usd-302-billion-by-2034-growing-at-a-cagr-of-9-2/

Hu, S., Li, J., Li, Z., Zhang, Z., Feng, Y., & Law, K. E. (2026). Loyalty-SMOTE: Data synthesis algorithm for effective imbalanced data classification. *Neural Networks*, *175*, 108677. https://doi.org/10.1016/j.neunet.2025.108677

Imani, M., Joudaki, M., Beikmohammadi, A., & Arabnia, H. R. (2025). Customer churn prediction: A systematic review of recent advances, trends, and challenges in machine learning and deep learning. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, *7*(3), 105. https://doi.org/10.3390/make7030105

Liu, X., Xia, G., Zhang, X., Ma, W., & Yu, C. (2024). Customer churn prediction model based on hybrid neural networks. *Scientific Reports*, *14*(1), 30707. https://doi.org/10.1038/s41598-024-82177-x

Mahmoudi, A., Ghasemi, M., Aminzadeh, R., & Amer Ghasem Almajmae, A. (2025). Identifying factors affecting customer complaint behavior in the sports service industry. *Sport Management and Development*, *14*(1), 49-70. https://doi.org/10.22124/jsmd.2024.25620.2842 (in Persian)

Ong, A. K. S., Prasetyo, Y. T., Bagon, G. M., Dadulo, C. H. S., Hortillosa, N. O., Mercado, M. A., Chuenyindee, T., Nadlifatin, R., & Persada, S. F. (2022). Investigating factors affecting behavioral intention among gym-goers to visit fitness centers during the COVID-19 pandemic: Integrating physical activity maintenance theory and social cognitive theory. *Sustainability*, *14*(19), 12020. https://doi.org/10.3390/su141912020

Ong, A. K. S., Prasetyo, Y. T., Picazo, K. L., Salvador, K. A., Miraja, B. A., Kurata, Y. B., Chuenyindee, T., Nadlifatin, R., Redi, A. A. N. P., & Young, M. N. (2021). Gym-goers preference analysis of fitness centers during the COVID-19 pandemic: A conjoint analysis approach for business sustainability. *Sustainability*, *13*(18), 10481. https://doi.org/10.3390/su131810481

Rajabi Asli, M., Khodamoradpour, M., Yektayar, M., & Hosseini, R. (2023). Predicting the lifetime value of sports customers based on group method of data handling neural network (GMDH). *Sport Management Studies*, *15*(81), 265-284. https://doi.org/10.22089/smrj.2023.13662.3763 (in Persian)

Rand, M., Goyder, E., Norman, P., & Womack, R. (2020). Why do new members stop attending health and fitness venues? The importance of developing frequent and stable attendance behaviour. *Psychology of Sport and Exercise*, *51*, 101771. https://doi.org/10.1016/j.psychsport.2020.101771

Reichheld, F. F. (2001). *Prescription for cutting costs*. Bain & Company.

Shahlaei Bagheri, J. (2024). Predicting the retention of sports club customers using the k-nearest neighbor algorithm. *Sport Marketing Studies*, *5*(1), 69-86. https://doi.org/10.22034/sms.2024.140657.1302 (in Persian)

Shen, T. J., & Shibghatullah, A. S. B. (2022). Customer churn prediction model for telecommunication industry. *Journal of Advances in Artificial Life Robotics*, *3*(2), 85-91. https://doi.org/10.5772/acrt.17

Shtayat, M. b. M., Hasan, M. K., Budhati, A. K., Solaiman, R., Islam, S., Pandey, B., Abbas, H. S., & Saeed, M. M. A. (2024). An improved binary spider wasp optimization algorithm for intrusion detection for industrial Internet of Things. *IEEE Open Journal of the Communications Society*, *6*, 2926-2944. https://doi.org/10.1109/OJCOMS.2024.3408729

Siah Sarani Kajouri, M. A. (2024). Analysis of consumer behavior in bodybuilding clubs based on 7P marketing mix. *Sport Marketing Studies*, *5*(3), 22-38. https://doi.org/10.22034/sms.2024.141374.1360 (in Persian)

Teixeira, D. S., Rodrigues, F., Cid, L., & Monteiro, D. (2022). Enjoyment as a predictor of exercise habit, intention to continue exercising, and exercise frequency: The intensity traits discrepancy moderation role. *Frontiers in Psychology*, *13*, 780059. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.780059

Tross, L. F. S., Magalhães Dias, H., & Callegari Zanetti, M. (2024). Maintaining exercise in fitness centre settings: Insights from the physical activity maintenance theory. *International Journal of Qualitative Studies on Health and Well-being*, *19*(1), 2409832. https://doi.org/10.1080/17482631.2024.2409832

Watts, H. (2012). *A psychological approach to predicting membership retention in the fitness industry* [Doctoral dissertation, University of Worcester]. Worcester Research and Publications. http://eprints.worc.ac.uk/2108/