Research Paper
Journal of Brand Management
Vol 12, Issue 2
Summer 2025
Page: 13 - 66

Alzahra University
Date of Received: 06 April 2025
Date of Acceptance: 11 June 2025
Website: http://bmr.alzahra.ac.ir

Decoding the Impact of Service Quality on Brand Referral Using Machine Learning: A Case Study of Emirates Airline Passengers

Vahid Norouzi[1], Mohammad Faryabi[*2], Vahid Ahmadian[3], Davood Ahmadian[4]

ABSTRACT

1. INTRODUCTION

The airline industry operates within an increasingly competitive landscape, where fostering customer loyalty and generating positive word-of-mouth (WOM) referrals are paramount for sustained success. Service quality plays a critical role in shaping customer experiences and subsequently influencing their likelihood to recommend a brand. While foundational theories like the SERVQUAL model, customer satisfaction models, and Expectancy Disconfirmation Theory establish the link between service quality, satisfaction, and behavioral outcomes like loyalty and WOM, there remains a notable gap in research applying advanced analytical techniques to dissect this relationship specifically within the airline context.

1. Faculty of Economics and Management, University of Tabriz, Tabriz, Iran. v.norouzi@tabrizu.ac.ir
2. Corresponding Author: Faculty of Economics and Management, University of Tabriz, Tabriz, Iran. faryabi@tabrizu.ac.ir
3. Faculty of Economics and Management, University of Tabriz, Tabriz, Iran. v.ahmadian@tabrizu.ac.ir
4. Faculty of Mathematics, Statistics and Computer Science, University of Tabriz, Tabriz, Iran. d.ahmadian@tabrizu.ac.ir
How to cite: Norouzi, V. , Faryabi, M. , Ahmadian, V. and Ahmadian, D. (2025). Decoding the Impact of Service Quality on Brand Referral Using Machine Learning: A Case Study of Emirates Airline Passengers. *Quarterly Journal of Brand Management*, *12*(2), -. doi: 10.22051/bmr.2025.50745.2671

Traditional methods often struggle to capture the complex, non-linear interactions between various service quality dimensions and customer referral behavior. Recent advancements in machine learning (ML) offer powerful tools for uncovering these intricate patterns. This study aims to fill this gap by employing a Multi-Layer Perceptron (MLP) neural network, a sophisticated ML algorithm, to identify and quantify the key service quality factors that most significantly influence brand referral among Emirates Airline passengers. By analyzing a large dataset of customer reviews and ratings, this research seeks to provide data-driven insights to guide Emirates in optimizing its service strategies to enhance customer advocacy.

2.MATERIALS AND METHODS

The study examined 2,400 unique Emirates-Airline reviews collected from the SkyTrax platform over an 11-year span (Dec 2013 – Sep 2024). Each record contained seven input features that capture distinct aspects of the passenger experience: Type of Traveler (categorical), Seat Type (categorical), and five ordinal ratings on a 5-point Likert scale (Value for Money, Seat Comfort, cabin Staff Service, Food & Beverages, Ground Service). The binary target variable, Recommended (Yes/No), frames the problem as a classification task. Pre-processing handled missing values with a SimpleImputer (most-frequent strategy), encoded the two categorical variables via OneHotEncoder, left the ordinal variables untouched, and label-encoded the target. The cleaned data were split 80/20 (train/test) with random state=42, and 10-fold cross-validation was applied during hyper-parameter tuning to improve robustness. Model performance was assessed using a suite of metrics—AUC, classification accuracy, F1-score, precision, recall, and Matthews Correlation Coefficient (MCC)—and learning-curve analysis confirmed good fit and generalization. Permutation Feature Importance (PFI) identified which input dimensions most strongly drove the recommendation outcome, offering actionable insight for service improvement. Finally, the MLP's results were benchmarked against two baseline classifiers (Decision Tree and Logistic Regression),

demonstrating the neural-network model's relative superiority (or highlighting any gaps) and providing a clear direction for future model refinement or operational decision-making.

3.RESULTS AND DISCUSSION

Across all evaluation metrics the Multi-Layer Perceptron (MLP) outperformed the baseline Decision-Tree and Logistic-Regression models. The MLP achieved an AUC of 0.956, overall accuracy of 0.912, F1-Score 0.912, precision 0.913, recall 0.912, and Matthews Correlation Coefficient 0.825. Its confusion matrix showed 1,042 true-positive recommendations and 1,148 true-negative non-recommendations, with only 83 false positives and 127 false negatives, yielding a precision of 92.6 % and recall of 89.1 %. Learning-curve analysis indicated that training and validation scores converged as the data size grew, suggesting good generalization and minimal over-fitting. In contrast, the Decision Tree delivered moderate results (e.g., F1 0.887, MCC 0.759) and Logistic Regression, while attaining a respectable AUC of 0.941, lagged on F1 (0.853) and MCC (0.717). The superior MLP performance underscores its ability to capture the complex, non-linear relationships inherent in passengers' service-quality perceptions and referral behavior—relationships that linear models struggle to model. Permutation Feature Importance (PFI) identified a clear hierarchy of drivers for the "Recommended" outcome.The dominant factor was Value for Money (importance 0.1238), followed by Ground Service (0.0445), Cabin Staff Service (0.03507), Seat Comfort (0.02655), Food & Beverages (0.02314), with Seat Type (0.00441) and Type of Traveler (0.00301) contributing minimally. These results indicate that passengers' perception of value is the single most critical determinant of willingness to recommend Emirates, echoing prior service-industry research on the primacy of value propositions. Ground and cabin-crew interactions—core elements of reliability, responsiveness, and assurance—are the next most influential, suggesting that seamless check-in, baggage handling, and courteous staff have a strong impact on advocacy. Tangible comforts (seat, food) matter but to a lesser extent, while demographic segmentation (traveler type, seat class) plays a negligible role in referral generation.

Consequently, Emirates should prioritize enhancing perceived value and elevating ground- and cabin-crew service quality, as investments in these areas are likely to generate the greatest return in positive word-of-mouth and customer loyalty.

4.CONCLUSION

This study successfully utilized an MLP neural network to decode the complex relationship between service quality dimensions and brand referral among Emirates Airline passengers. The MLP model significantly outperformed traditional methods (Decision Tree, Logistic Regression), demonstrating the power of advanced ML in uncovering nuanced customer behavior patterns. The Permutation Feature Importance analysis identified a clear hierarchy of drivers, revealing that Value For Money is the predominant factor influencing recommendations. Ground Service and Cabin Staff Service were identified as the second and third most important drivers, highlighting the crucial role of operational efficiency and human interaction. Tangible elements like comfort and food, along with passenger demographics and seat class, showed considerably less impact on referral propensity. These findings offer actionable insights for Emirates: prioritizing strategies that enhance perceived value, investing in optimizing ground operations, and focusing on empowering and training cabin crew to deliver exceptional service are key levers for boosting positive WOM. The study contributes methodologically by showcasing the application of MLP and PFI in the airline industry for gaining deeper, interpretable insights into customer advocacy drivers. By adopting data-driven, customer-centric strategies focused on these identified key factors, airlines like Emirates can strengthen customer loyalty and thrive in the competitive global market.

Keywords: Service Quality, Brand Referral, Machine Learning, Perceived Value.

Decoding the Impact of Service Quality on Brand Referral Using Machine Learning: A Case Study of Emirates Airline Passengers

Vahid Norouzi[1], Mohammad Faryabi[*2], Vahid Ahmadian[3], Davood Ahmadian[4]

Abstract

This study utilizes a Multilayer Perceptron (MLP) neural network model to investigate the key service quality factors influencing customer brand referrals for Emirates Airlines. Through the analysis of comprehensive data derived from customer reviews and ratings, the relative importance of various service quality dimensions in shaping positive brand referrals has been elucidated. The MLP model demonstrates superior performance in predicting brand referrals compared to traditional methods such as Decision Trees and Logistic Regression, thereby validating the effectiveness of advanced machine learning techniques in uncovering the dynamics of customer referrals. By identifying complex non-linear relationships, this model reveals the interdependencies between service quality attributes and customer behavior. Permutation feature importance analysis identifies perceived value for money as the most significant factor, followed by ground services and cabin crew performance as key drivers. These insights provide actionable guidance for Emirates Airlines in prioritizing service enhancements and strengthening customer loyalty. The research methodology presented herein possesses potential replicability across other service industries for identifying the primary levers influencing customer behavior.

Keywords: Service Quality, Brand Referral, Machine Learning, Perceived Value.

---

1. Faculty of Economics and Management, University of Tabriz, Tabriz, Iran; v.norouzi@tabrizu.ac.ir
2. Corresponding Author: Faculty of Economics and Management, University of Tabriz, Tabriz, Iran; faryabi@tabrizu.ac.ir
3. Faculty of Economics and Management, University of Tabriz, Tabriz, Iran; v.ahmadian@tabrizu.ac.ir
4. Faculty of Mathematics, Statistics and Computer Science, University of Tabriz, Tabriz, Iran; d.ahmadian@tabrizu.ac.ir

How to cite: Norouzi, V. , Faryabi, M. , Ahmadian, V. and Ahmadian, D. (2025). Decoding the Impact of Service Quality on Brand Referral Using Machine Learning: A Case Study of Emirates Airline Passengers. *Quarterly Journal of Brand Management*, *12*(2), -. doi: 10.22051/bmr.2025.50745.2671

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مقاله پژوهشی
فصلنامه مدیریت برند
دوره دوازدهم، شماره ۲
تابستان ۱۴۰۴
صص ۶۶ - ۱۳

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۱/۱۷
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۳/۲۱
وب سایت: http://bmr.alzahra.ac.ir

رمزگشایی تأثیر کیفیت خدمات بر ارجاع برند با رویکرد یادگیری ماشینی: بررسی موردی مسافران خطوط هوایی امارات[۱]

وحید نوروزی[۲]، محمد فاریابی[۳]*، وحید احمدیان[۴]، داوود احمدیان[۵]

چکیده

صنعت هواوردی به‌طور فزاینده‌ای رقابتی شده است و خطوط هوایی برای وفاداری مشتریان و توصیه‌های شفاهی مثبت رقابت می‌کنند. از آنجایی که کیفیت خدمات، نقش مهمی در شکل‌دهی به تجربیات مشتری و تأثیرگذاری بر تبلیغات دهان‌به‌دهان دارد، درک عوامل کلیدی که ارجاع برند را هدایت می‌کنند، از اهمیت بالایی برخوردار است. این مطالعه با استفاده از مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، به بررسی عوامل کلیدی کیفیت خدمات مؤثر بر ارجاع برند مشتریان خطوط هوایی امارات پرداخته است. با تحلیل داده‌های جامع نظرات و رتبه‌بندی‌های مشتریان، اهمیت نسبی ابعاد کیفیت خدمات در شکل‌دهی ارجاعات مثبت برند مشخص شده است. مدل پرسپترون چندلایه در پیش‌بینی ارجاعات برند، بر روش‌های سنتی مانند درخت تصمیم و رگرسیون لجستیک برتری دارد و اثربخشی یادگیری ماشینی پیشرفته را در کشف پویایی‌های ارجاعات مشتری تائید می‌کند. این مدل با شناسایی روابط غیرخطی پیچیده، وابستگی‌های میان ویژگی‌های کیفیت خدمات و رفتار مشتری را آشکار می‌سازد. تحلیل اهمیت ویژگی جایگشت، ارزش درک‌شده پول را به‌عنوان مهم‌ترین عامل و سپس خدمات زمینی و عملکرد خدمه کابین را به‌عنوان محرک‌های کلیدی معرفی می‌کند.

واژگان کلیدی: *کیفیت خدمات، ارجاع برند، یادگیری ماشین، ارزش ادراک شده.*

---

۱. شناسه دیجیتال: 10.22051/BMR.2025.50745.2671

۲. گروه مدیریت دانشکده اقتصاد و مدیریت دانشگاه تبریز. تبریز. ایران؛ v.norouzi@tabrizu.ac.ir

۳. نویسنده مسئول: گروه مدیریت دانشکده اقتصاد و مدیریت دانشگاه تبریز. تبریز. ایران؛ faryabi@tabrizu.ac.ir

۴.گروه مدیریت دانشکده اقتصاد و مدیریت دانشگاه تبریز. تبریز. ایران؛ v.ahmadian@tabrizu.ac.ir

۵. گروه ریاضی دانشکده ریاضی، آمار و علوم کامپیوتر دانشگاه تبریز. تبریز. ایران؛ d.ahmadian@tabrizu.ac.ir

۱- مقدمه

صنعت هوانوردی به‌طور فزاینده‌ای رقابتی شده است و خطوط هوایی برای وفاداری مشتریان و توصیه‌های شفاهی مثبت رقابت می‌کنند. از آنجایی که کیفیت خدمات، نقش مهمی در شکل‌دهی به تجربیات مشتری و تأثیرگذاری بر تبلیغات دهان‌به‌دهان دارد، درک عوامل کلیدی که ارجاع برند را هدایت می‌کنند، از اهمیت بالایی برخوردار است (حقیقی نسب، میرزائیان خمسه و سلطانی تاج آبادی، ۱۴۰۲؛ هانیگان[1] و همکاران، ۲۰۱۵). در چنین فضای رقابتی، کیفیت خدمات ارائه شده توسط شرکت‌های هواپیمایی تأثیر بسزایی بر رضایت مشتریان در صنعت هوانوردی دارد. هنگامی‌که خطوط هوایی، خدمات باکیفیت، مانند فرآیندهای اخذ کارت پرواز و سوار شدن کارآمد، صندلی راحت و خدمه کابین با رفتار دوستانه ارائه می‌دهند، مشتریان بیشتر از تجربه سفر خود احساس رضایت می‌کنند. برعکس، کیفیت پایین خدمات، از جمله تأخیر در پروازها، گم شدن چمدان و کارکنان غیر مفید، می‌تواند منجر به نارضایتی مشتری و فرسایش وفاداری شود (خزائی، ۱۴۰۰؛ بیکر[2]، ۲۰۱۵). پژوهش‌ها نشان داده است که کیفیت خدمات یک عامل کلیدی تعیین‌کنندهٔ رضایت مشتری در صنعت هواپیمایی است، به‌طوری‌که عواملی مانند قابلیت اطمینان، پاسخگویی و همدلی نقش مهمی در شکل دادن به ادراک مشتری دارند. با اولویت‌بندی کیفیت خدمات، خطوط هوایی می‌توانند خود را از رقبا متمایز کنند، وفاداری مشتری را ایجاد کنند و در نهایت موفقیت کسب‌وکار را به ارمغان بیاورند (دایک[3] و همکاران، ۲۰۲۴؛ لی[4] و همکاران، ۲۰۲۴).

1. Hannigan
2. Baker
3. Dike
4. Lee

یادگیری ماشینی یک جزء حیاتی در طبقه‌بندی مشتریان است که به سازمان‌ها اجازه می‌دهد پایگاه مشتریان خود را بر اساس الگوهای رفتاری، ترجیحات و ویژگی‌های جمعیتی به بخش‌های مجزا دسته‌بندی کنند. الگوریتم‌های یادگیری ماشینی از طریق تجزیه‌وتحلیل مجموعه داده‌های گسترده شامل تعاملات مشتری، معاملات و بازخورد می‌توانند الگوها و روابط پیچیده‌ای را شناسایی کنند که طبقه‌بندی مشتریان را به دسته‌هایی مانند با ارزش بالا، وفادار یا در معرض خطر تسهیل می‌کند. این طبقه‌بندی می‌تواند برای تنظیم کمپین‌های بازاریابی هدفمند، ارائه توصیه‌های شخصی‌شده محصول، ارتقای خدمات مشتری و در نهایت منجر به افزایش رضایت مشتری، حفظ و رشد درآمد شود (لی و همکاران، ۲۰۲۴).

علیرغم پژوهش‌های رو به رشد در این زمینه، کمبود قابل‌توجهی در مطالعاتی وجود دارد که به‌طور خاص رابطه بین کیفیت خدمات و تبلیغات دهان‌به‌دهان[1] مشتری را در صنعت هواپیمایی بررسی کند. درحالی‌که تبلیغات دهان‌به‌دهان مشتری یک محرک حیاتی برای وفاداری و حفظ مشتری است، مطالعات کمی نقش کیفیت خدمات را در شکل‌دهی این رفتار مشتریان، بررسی کرده‌اند که نیاز به پژوهش‌های بیشتر در این زمینه را برجسته می‌کند (باسواردانو[2] و همکاران، ۲۰۱۹؛ هایادای[3] و همکاران، ۲۰۲۱). مطالعات تجزیه‌وتحلیل یادگیری ماشین برای مشتریان خطوط هوایی می‌تواند از ترکیب بینش‌های پژوهش‌های قبلی در مورد رابطه بین کیفیت خدمات و توصیه‌های مشتری بسیار سود ببرد. با استفاده از چارچوب‌های نظری مانند مدل کیفیت خدمات، مدل رضایت مشتری و نظریه عدم تائید انتظار، خطوط هوایی می‌توانند

1. Word of Mouth
2. Baswardono
3. Hayadi

مدل‌های پیش‌بینی کننده‌ای را توسعه دهند که عوامل کلیدی مؤثر بر رضایت و وفاداری مشتری را شناسایی می‌کند. به‌عنوان‌مثال، الگوریتم‌های یادگیری ماشینی می‌توانند داده‌های بازخورد مشتری را برای تشخیص الگوها و همبستگی‌های بین ویژگی‌های کیفیت خدمات، مانند وقت‌شناسی پرواز، امکانات حین پرواز، پاسخگویی کارکنان و معیارهای رضایت مشتری، مانند ثبت‌نام در برنامه وفاداری و تبلیغات دهان‌به‌دهان مشتری مثبت، تجزیه‌وتحلیل کنند. با انجام این کار، خطوط هوایی می‌توانند درک عمیق‌تری از نیازها و ترجیحات مشتریان خود به دست آورند و آن‌ها را قادر می‌سازد تا تصمیمات مبتنی بر داده را برای بهبود کیفیت خدمات و در نهایت افزایش وفاداری و حفظ مشتری اتخاذ کنند. هدف این پژوهش بدین شرح است که تشخیص دهد که کدام، عوامل کلیدی کیفیت خدمات بیشترین تأثیر را بر توصیه‌های مشتریان برای خطوط هوایی امارات دارند؛ برای بررسی این موضوع، این مطالعه از یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه[1] که یک الگوریتم یادگیری ماشینی قدرتمند است، برای تجزیه‌وتحلیل روابط پیچیده بین ابعاد مختلف کیفیت خدمات و نتایج رفتاری مشتری استفاده می‌کند. با استفاده از مجموعه داده جامعی از نظرات و رتبه‌بندی‌های مشتریان، این پژوهش به دنبال کشف اهمیت نسبی ویژگی‌های مختلف کیفیت خدمات در شکل‌دهی تبلیغات دهان‌به‌دهان مثبت مشتریان هواپیمایی امارات است. هدف از این یافته‌ها ارائه راهنمایی مبتنی بر داده‌ها برای شرکت‌های هواپیمایی است تا ابتکارات بهبود خدمات را در اولویت قرار دهند و استراتژی‌های مؤثرتری برای پرورش یک پایگاه مشتری وفادار ایجاد کنند.

1. Multi Layer Perceptron

۲-پیشینه پژوهش

رابطه میان کیفیت خدمات و توصیه کسب‌وکار به دیگران توسط مشتری به‌طور گسترده‌ای در ادبیات بازاریابی و مدیریت خدمات مورد کندوکاو قرار گرفته است؛ این پژوهش‌ها عمدتاً بر چارچوب‌های نظری بنیادینی نظیر مدل کیفیت خدمات (سروکوال[1]) پاراسورامان[2] و همکاران (۱۹۸۵)، مدل رضایت مشتری الیور[3] (۱۹۸۰) و نظریه عدم تائید انتظارات الیور (۱۹۷۷) استوارند که مکانیسم‌های تأثیر کیفیت خدمات بر رفتار مشتری را تبیین می‌کنند. در این سلسله مراتب علّی، کیفیت خدمات به‌عنوان یک عامل تعیین‌کننده حیاتی برای رضایت مشتری عمل می‌کند که به‌نوبه خود، بر وفاداری مشتری و تبلیغات دهان‌به‌دهان مثبت تأثیر می‌گذارد (زیتامل، بری[4] و پاراسورامان، ۱۹۹۶؛ کرونین و تیلور[5]، ۱۹۹۲). این تبلیغات دهان‌به‌دهان مثبت به‌طور قابل‌توجهی بر توصیه‌های مشتریان اثرگذار است و غالباً منجر به زنجیره‌ای از تعاملات متعاقب می‌شود که می‌تواند توصیه‌های بیشتر و وفاداری به برند را تقویت کند (راشد و رشید[6]، ۲۰۲۴؛ سودیرجو[7] و همکاران، ۲۰۲۴). مدل کیفیت خدمات با شناسایی پنج بعد کلیدی ملموس بودن، قابلیت اطمینان، پاسخگویی، دلگرمی و همدلی، چارچوبی قوی برای ارزیابی و بهبود کیفیت خدمات ارائه می‌دهد؛ این مدل بر شکاف میان انتظارات مشتری و رضایت از خدمات دریافتی تأکید ورزیده و سازمان‌ها را قادر می‌سازد تا

1. SERVQUAL
2. Parasuraman
3. Oliver
4. Zeithaml and Berry
5. Cronin and Taylor
6. Rasheed and Rashid
7. Sudirjo

اثربخشی خدمات خود را با تمرکز بر این ابعاد که شامل ظاهر فیزیکی، توانایی ارائه خدمات ثابت، تمایل به کمک سریع، دانش و اعتمادآفرینی کارکنان و توجه شخصی به مشتریان است، بهینه‌سازی کنند (حوق[1] و همکاران، ۲۰۲۳؛ شارما[2] و همکاران، ۲۰۲۴).

در تکمیل این بینش در مورد کیفیت خدمات، مدل رضایت مشتری به‌عنوان چارچوبی کلیدی وارد عمل می‌شود که نحوه شکل‌گیری رضایت مشتری را روشن می‌سازد. این مدل بر دو جنبه اصلی تمرکز دارد: ارزیابی‌های شناختی (مقایسه انتظارات مشتری با عملکرد واقعی محصول یا خدمت) و تعاملات عاطفی به تجربه دریافت خدمات. الیور نشان می‌دهد که نه‌تنها برآورده شدن انتظارات مهم است، بلکه احساسات مثبتی که در مشتری ایجاد می‌شود نیز نقش حیاتی در افزایش وفاداری و تکرار خرید ایفا می‌کند (آگاگ[3] و همکاران، ۲۰۲۴؛ خان[4] و همکاران، ۲۰۲۲).

این تعاملات عاطفی، وفاداری مشتری را به‌شدت افزایش می‌دهد. مشتریانی که از نظر عاطفی به یک کسب‌وکار وابسته شده‌اند، احساس می‌کنند که شخصاً در ترویج آن سرمایه‌گذاری کرده‌اند. در نتیجه، این ابعاد عاطفی رضایت، به‌طور چشمگیری احتمال توصیه‌های مثبت کلامی را افزایش می‌دهد (بویسورت[5] و خان، ۲۰۲۳؛ ژو[6] و همکاران، ۲۰۲۴). مشتریان راضی و از نظر عاطفی درگیر، به‌احتمال‌زیاد تجربیات مثبت خود را با دیگران به اشتراک می‌گذارند و به این ترتیب، به‌طور مؤثر به‌عنوان حامیان و مبلغان کسب‌وکار عمل می‌کنند

1. Hoque
2. Sharma
3. Agag
4. Khan
5. Boisvert
6. Xo

(هی[1] و همکاران، ۲۰۲۴؛ خسروی و همکاران، ۱۴۰۲؛ فیتزجرالد و آرنوت[2] ۱۹۹۶).

رضایت مشتری یک مفهوم پیچیده و چندوجهی است که شامل تعاملات عاطفی و ارزیابی‌های شناختی می‌شود و به‌شدت بر وفاداری و ترویج کسب‌وکار تأثیر می‌گذارد. تحلیل و مدل‌سازی این روابط پیچیده، به ویژه در مقیاس وسیع و با حجم بالایی از داده‌های مشتری، نیازمند ابزارهای محاسباتی قدرتمندی است که قادر به کشف الگوهای ظریف و پیش‌بینی روندهای آتی باشند. در این زمینه، پرسپترون چندلایه، قادر به یادگیری الگوهای پیچیده در داده‌هاست (عابدین[3] و همکاران، ۲۰۲۳).

پرسپترون چندلایه، به‌عنوان یک نوع بنیادی از شبکه‌های عصبی مصنوعی، با معماری پیچیده‌ای شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی مشخص می‌شود. در این ساختار، هر گره در لایه‌ها از طریق اتصالات وزن‌دار به گره‌های لایه بعدی متصل شده و توانایی شبکه برای فراگیری الگوهای پیچیده در داده‌ها را فراهم می‌آورد (بائوم[4]، ۱۹۸۸). این معماری قدرتمند، پرسپترون چندلایه را برای وظایفی نظیر طبقه‌بندی و رگرسیون بسیار مؤثر ساخته و به آن قابلیت تقریبی هر تابع پیوسته را با نورون‌ها و لایه‌های کافی می‌بخشد که نشان‌دهنده تطبیق‌پذیری بالای آن در حل مسائل محاسباتی متنوع است (رامچون[5] و همکاران، ۲۰۱۶).

1. He
2. FitzGerald and Arnott
3. Abedin
4. Baum
5. Ramchoun

در حوزه کسب‌وکار، پرسپترون چندلایه به‌طور فزاینده‌ای برای طبقه‌بندی دقیق ترجیحات مشتری به کار گرفته می‌شود که این قابلیت شرکت‌ها را قادر می‌سازد تا استراتژی‌های بازاریابی خود را بهینه‌سازی کرده و رضایت و حفظ مشتری را بهبود بخشند (بوسیا[1] و همکاران، ۲۰۲۴). با تحلیل داده‌های تاریخی مشتریان، پرسپترون چندلایه قادر است الگوهای پیچیده را شناسایی کرده و مشتریان را بر اساس ترجیحات و رفتارهایشان به بخش‌های متمایز تقسیم‌بندی کند؛ این طبقه‌بندی امکان پیش‌بینی رفتارهای خرید آینده و شخصی‌سازی پیشنهادها را فراهم آورده و منجر به افزایش تعامل و وفاداری مشتری می‌شود (ژائو[2] و همکاران، ۲۰۲۳؛ عابدین و همکاران، ۲۰۲۳). همچنین سازگاری بالای پرسپترون چندلایه با پردازش مجموعه داده‌های بزرگ، آن را به ابزاری قدرتمند برای تصمیم‌گیری‌های مبتنی بر داده در محیط‌های پویای بازار تبدیل کرده است (پرابادوی[3] و همکاران، ۲۰۲۳).

در بازار رقابتی امروز، کیفیت خدمات به‌عنوان یک عامل محوری در شکل‌دهی تجربیات مشتری و تحریک ارجاعات تجاری شناخته می‌شود. سازمان‌ها ملزم به اولویت‌بندی ارائه خدمات استثنایی هستند تا بتوانند رضایت و وفاداری مشتری را تقویت کنند (لوپز و سیکیلیا[4]، ۲۰۱۴). ادبیات پژوهشی به‌وضوح نشان می‌دهد که کیفیت خدمات بالاتر، مستقیماً با افزایش رضایت مشتری مرتبط است که به‌نوبه خود تمایل مشتریان برای توصیه کسب‌وکار به دیگران را فزونی می‌بخشد. این ارتباط علّی در طیف وسیعی از صنایع، از جمله هتلداری،

1. Boccia
2. Zhao
3. Prabadevi
4. López and Sicilia

داروسازی و مخابرات، تائید شده است (مورات[1] و همکاران، ۲۰۲۴؛ جاین[2] و همکاران، ۲۰۲۳؛ جیانگ و ژانگ[3]، ۲۰۱۶؛ چودهوری[4]، ۲۰۱۴؛ جیوانتو[5] و همکاران، ۲۰۱۲؛ گویته[6] و همکاران، ۲۰۱۰). رضایت مشتری که تحت تأثیر متغیرهای محیطی متعددی قرار دارد و برحسب ویژگی‌های جغرافیایی و جمعیت شناختی مشتریان، نوع صنعت و کسب‌وکار تعیین می‌شود (سوتریانی[7] و همکاران، ۲۰۲۴؛ الزیدی[8]، ۲۰۲۴؛کربلایی، وظیفه دوست و حمدی، ۱۴۰۳؛ شیواکوتی[9] و همکاران، ۲۰۲۲)، به‌عنوان یک پیش‌نیاز اساسی برای وفاداری و ترویج مثبت برند عمل می‌کند، به‌گونه‌ای که مشتریان راضی در صنایع مختلف، احتمال بیشتری برای تبدیل‌شدن به مروجان فعال کسب‌وکار دارند (تموری[10]، ۲۰۲۴؛ بودیانتو[11]، ۲۰۲۲).

فراتر از تأثیر مستقیم، رضایت مشتری نقش میانجی گر حیاتی را در رابطه بین کیفیت خدمات و ارجاعات ایفا می‌کند (مدرن[12] و همکاران، ۲۰۰۷). مطالعات تأکید دارند که ادراک مشتری از خدمات با کیفیت بالا، منجر به افزایش رضایت می‌شود که این امر به‌نوبه خود وفاداری بیشتر و تمایل فزاینده‌ای برای معرفی و توصیه به دیگران را در پی دارد (صفری[13]

1. Murat
2. Jain
3. Jiang and Zhang
4. Choudhury
5. Jiewanto
6. Goyette
7. Sutriani
8. Alzaydi
9. Shiwakoti
10. Temory
11. Budianto
12. Maddern
13. Safari

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

و همکاران، ۲۰۲۴؛ فضیضاح[1] و همکاران، ۲۰۲۴؛ سوکی[2] و همکاران، ۲۰۲۳؛ چو و چان[3]، ۲۰۱۷). علاوه بر این، اعتماد مشتری به یک برند به‌عنوان یک عامل تعیین‌کننده مکمل در این فرآیند عمل می‌کند (فیرمان[4] و همکاران، ۲۰۲۱؛ ابوبکر و ایلکان[5]، ۲۰۱۶)، به‌طوری‌که مشتریان با اعتماد بالاتر، احتمال بیشتری برای توصیه آن برند دارند (ونکاناکریشنان[6] و همکاران، ۲۰۲۳)؛ این امر اهمیت ایجاد اعتماد از طریق ارائه خدمات پایدار و ارتباطات مؤثر را پررنگ می‌کند (سئو[7] و همکاران، ۲۰۲۰؛ فاروق[8] و همکاران، ۲۰۱۸). در نتیجه، برای کسب‌وکارها حیاتی است که به‌طور مداوم کیفیت خدمات خود را ارزیابی و بهبود بخشند و با تطبیق استراتژی‌ها بر اساس انتظارات در حال تحول مشتریان و بازخورد آن‌ها، به‌ویژه در ابعادی مانند همدلی، نه‌تنها به انتظارات مشتری پاسخ دهند بلکه از آن فراتر روند تا چرخه‌ای مثبت از رضایت، وفاداری و ارجاعات دهان‌به‌دهان را برای رشد پایدار تضمین کنند (کاشیاپ[9] و همکاران، ۲۰۲۴؛ اسماعیل[10] و همکاران، ۲۰۲۳؛ جینتینگ[11] و همکاران، ۲۰۲۳؛ کودیتواکو و وراسکرا[12]، ۲۰۲۳).

درحالی‌که ادبیات پیشین بینش‌های ارزشمندی در مورد اهمیت کیفیت خدمات در شکل‌دهی به رضایت و وفاداری مشتری و تأثیر آن بر ارجاعات در صنایع مختلف ارائه کرده است، بررسی دقیق‌تر،

1. Fazizah
2. Souki
3. Cho and Chan
4. Firman
5. Abubakar and Ilkan
6. Venkatakrishnan
7. Seo
8. Farooq
9. Kashyap
10. Ismail
11. Ginting
12. Kodithuwakku and Weerasekera

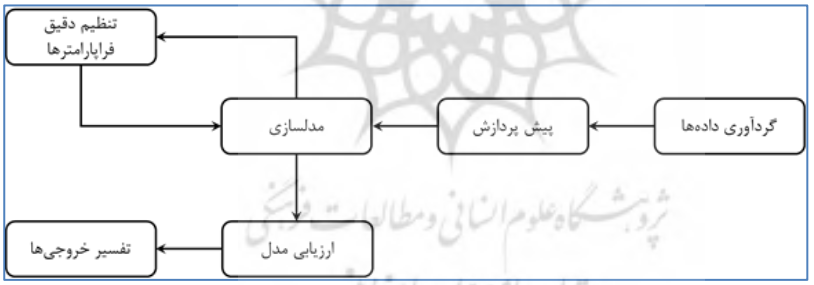
شکاف‌های پژوهشی قابل‌توجهی را آشکار می‌سازد. علی‌رغم نقش فزاینده و حیاتی صنعت حمل‌ونقل هوایی در اقتصاد جهانی و اهمیت وفادار سازی و ترغیب مشتریان به ارجاع در این بخش، مطالعات تجربی متمرکز بر ارتباط بین کیفیت خدمات و ارجاع دهی مشتریان در این صنعت، به‌طور مشهودی محدود است (تموری، ۲۰۲۴؛ سوتریانی و همکاران، ۲۰۲۴؛ مورات و همکاران، ۲۰۲۴؛ شیواکوتی و همکاران، ۲۰۲۲). علاوه بر این، اغلب پژوهش‌های موجود به شیوه‌های تحلیلی سنتی اتکا کرده‌اند که عمدتاً توانایی محدودی در ارائه تحلیل‌های پیش‌بینی کننده دقیق و کمی از رفتار مشتریان دارند. به‌طور خاص، فقدان مطالعاتی که از تکنیک‌های پیشرفته یادگیری ماشین، نظیر شبکه‌های عصبی پرسپترونی چندلایه، برای مدل‌سازی و پیش‌بینی ارجاع دهی مشتریان و شناسایی عوامل کلیدی مؤثر بر آن در بستر صنعت هوایی بهره ببرند، یک خلأ متدولوژیک و کاربردی مهم محسوب می‌شود (بوسیا و همکاران، ۲۰۲۴، دایک و همکاران، ۲۰۲۴؛ بویسورت و همکاران، ۲۰۲۳؛ هایادای و همکاران، ۲۰۲۱؛ دیوید[1]، ۲۰۱۳). بر این اساس، مطالعه حاضر با هدف پر کردن این دو شکاف اساسی، یعنی پرداختن به صنعت حمل‌ونقل هوایی و بهره‌گیری از رویکردهای نوین یادگیری ماشین برای تحلیل ارجاع دهی مشتریان، طراحی شده است.

۳- روش پژوهش

این مطالعه از یک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای بررسی تأثیر کیفیت خدمات بر توصیه‌های مشتریان برای خطوط هوایی امارات استفاده می‌کند. این روش شامل چندین مرحله کلیدی است. ابتدا

1. David

یک مجموعه داده جامع از بازخوردها و بررسی‌های مشتریان جمع‌آوری خواهد شد که جنبه‌های مختلف را در بر می‌گیرد. کیفیت خدمات مانند امکانات در حین پرواز، خدمات مشتری و رضایت کلی، سپس برای اطمینان از سازگاری و ارتباط، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با استفاده از مجموعه داده‌های جمع‌آوری‌شده، طراحی و آموزش داده می‌شود. از طریق تنظیم فراپارامترها مانند تعداد لایه‌های پنهان و نورون‌ها، فرآیند یادگیری از الگوریتم پس انتشار برای به حداقل رساندن خطا بین توصیه‌های مشتری پیش‌بینی شده و واقعی استفاده می‌کند؛ و در نهایت، نتایج برای شناسایی مهم‌ترین عوامل کیفیت خدمات که بر توصیه‌های مشتریان تأثیر می‌گذارند، تجزیه‌وتحلیل می‌شوند و بینش‌های ارزشمندی را برای خطوط هوایی امارات به‌منظور ارتقای خدمات و بهبود رضایت مشتری ارائه می‌دهند. به‌طور خلاصه جریان کار استفاده‌شده در این مطالعه در شکل ۱ آورده شده است.



شکل ۱. جریان کار پژوهش

۱-۳- گردآوری داده‌ها

این مطالعه یک رویکرد پژوهشی کمی را به کار گرفت و از مجموعه داده بزرگی از امتیازها و نظرات مشتریان جمع‌آوری‌شده از سرویس

اسکای ترک[1]، یک پلتفرم معتبر بررسی آنلاین خطوط هوایی استفاده کرد. مجموعه داده شامل نظرات و امتیازات ۲۴۰۰ مشتری خطوط هوایی امارات است که در بازه زمانی تقریبی ۱۱ ساله از دسامبر ۲۰۱۳ تا سپتامبر ۲۰۲۴ را در بر می‌گیرد. نوع داده‌های استفاده‌شده در این پژوهش بدین شرح است:

نوع مسافر: این متغیر ویژگی‌های جمعیت شناختی پاسخ‌دهندگان، از جمله هدف سفر آن‌ها (تجاری، تفریحی خانوادگی، تفریحی دونفره و تفریحی انفرادی) را نشان می‌دهد.

نوع صندلی: این متغیر نوع صندلی انتخاب‌شده توسط پاسخ‌دهنده را در طول پرواز خود ثبت می‌کند (اقتصادی، اقتصادی ممتاز، تجاری یا فرست کلاس).

ارزش ادراک شده برای پول: این متغیر ارزش درک شده پاسخ‌دهندگان را برای قیمتی که برای بلیط خود پرداخته‌اند ارزیابی می‌کند. این معیار در یک مقیاس ۵ طیفی توسط مسافران پاسخ داده شده است.

راحتی صندلی: این متغیر میزان رضایت پاسخ‌دهندگان را از راحتی صندلی خودارزیابی می‌کند. این معیار در یک مقیاس ۵ طیفی توسط مسافران پاسخ داده شده است.

خدمات کارکنان کابین: این متغیر رضایت پاسخ‌دهندگان را از خدمات ارائه شده توسط خدمه کابین اندازه‌گیری می‌کند. این معیار در یک مقیاس ۵ طیفی توسط مسافران پاسخ داده شده است.

غذا و نوشیدنی: این متغیر رضایت پاسخ‌دهندگان را از کیفیت و تنوع غذا و نوشیدنی‌های ارائه شده در طول پرواز ارزیابی می‌کند.

1. SkyTrax

این معیار در یک مقیاس ۵ طیفی توسط مسافران پاسخ داده شده است.

خدمات زمینی: این متغیر رضایت پاسخ‌دهندگان را از خدمات حمل‌ونقل زمینی، از جمله بررسی بلیط، جابجایی چمدان و امکانات فرودگاهی ارزیابی می‌کند. این معیار در یک مقیاس ۵ طیفی توسط مسافران پاسخ داده شده است.

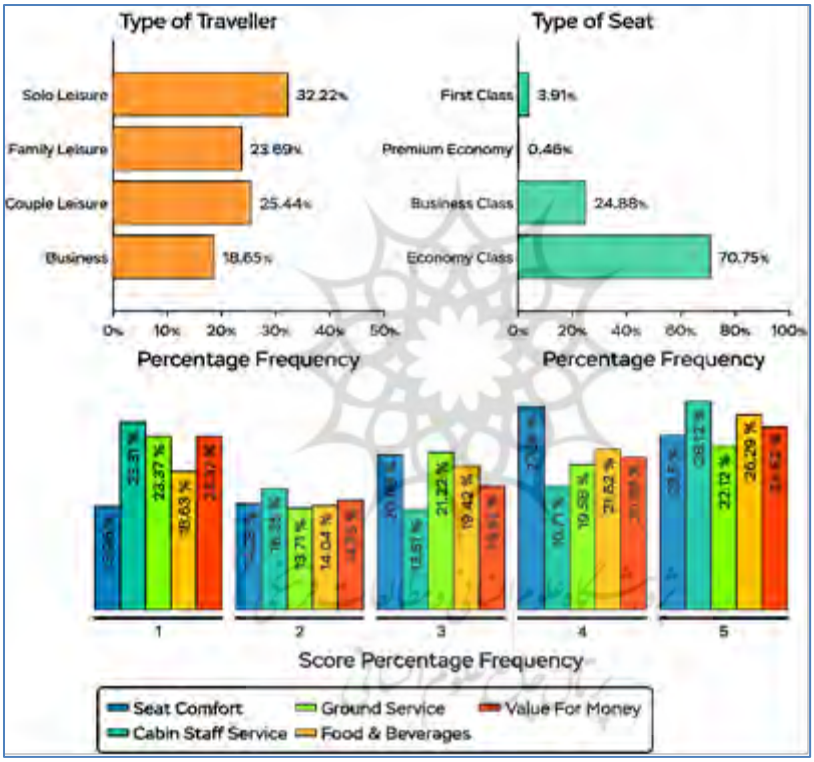
توصیه به دیگران: این متغیر نظر مسافران را در مورد معرفی این خطوط هوایی به دیگران ارزیابی می‌کند. این معیار به‌صورت بله یا خیر توسط مسافران پاسخ داده شده است.

متغیرهای مشخص شده با پنج بعد سروکوال[1] (قابلیت اطمینان، اطمینان، ملموس، همدلی، پاسخگویی) برای ارزیابی کیفیت خدمات هواپیمایی هماهنگ هستند. نوع مسافر به همدلی مربوط می‌شود، زیرا تطبیق خدمات با نیازهای متنوع (کسب‌وکار در مقابل اوقات فراغت) نشان‌دهنده درک ترجیحات مشتری است. نوع صندلی و راحتی صندلی در زیرمجموعه‌های ملموس قرار می‌گیرند که به محیط فیزیکی و زیرساخت‌ها می‌پردازند. ارزش ادراک شده با قابلیت اطمینان ارتباط دارد، جایی که تحقق وعده‌های خدمات ارزش درک شده را افزایش می‌دهد. خدمات کارکنان کابین به اطمینان (صلاحیت کارکنان) و پاسخگویی (کمک به‌موقع) متصل می‌شود. غذا و نوشیدنی نیز از طریق کیفیت محصول، موارد ملموس را منعکس می‌کند. خدمات زمینی قابلیت اطمینان (فرآیندهای کارآمد) و ملموس (امکانات فرودگاهی) را در بر می‌گیرد. در مجموع، این متغیرها چگونگی شکل‌دهی عناصر خدمات متمایز به ادراک مسافران را ترسیم

1. Servqual

مـی‌کننـد و چـارچوب کـل‌نگـر سـروکوال را بـرای تشـخیص شـکاف‌هـای کیفیت خدمات نشان می‌دهند.

مجموعـه داده بـا دقـت تنظـیم شـده اسـت تـا اطمینـان حاصـل شـود کـه همـه بررسـی‌هـا و نظـرات واقعـی و مـرتبط بـا اهـداف پـژوهش هسـتند. حجـم نمونـه ۲۴۰۰ پاسـخ‌دهنـده، بازنمـایی قـوی از مشـتریان خطـوط هوایی امارات را ارائه می‌دهـد و بـه یافتـه‌هـای قابـل اعتمـاد و قابـل تعمـیم منجر می‌شود.



شکل ۲. نمودارهای توزیع درصدی متغیرهای مورد مطالعه در پژوهش

بـر اسـاس نمودارهـای توزیـع درصـدی در شـکل ۲، مـی‌تـوان داده‌هـا را چنین توصیف کرد که رایج‌تـرین گـروه مسـافران را افـرادی کـه بـه‌تنهـایی بـرای اهـداف تفریحـی سـفر مـی‌کننـد (۳۲,۲۲٪) تشـکیل مـی‌دهنـد. پـس از ایشـان، گـروه مسـافران تفریحـی دونفـره (۲۵,۴۴٪) و گـروه مسـافران خانوادگی تفریحـی (۲۳,۶۹٪) قـرار دارنـد، درحـالی‌کـه مسـافران بـا اهـداف کـاری یـا تجـاری بـا (۱۸,۶۵٪)، کمتـرین سـهم را در میـان انـواع مسـافران بـه خـود اختصـاص داده‌انـد. ایـن توزیـع نشـان‌دهنـده غلبـه سـفرهای غیـر کـاری و اهمیـت بخـش تفـریح و گردشـگری در انتخـاب‌هـای مسـافران اسـت. در زمینـه انتخـاب کـلاس پـروازی، اکثریـت قـاطع مسـافران (۷۰,۷۵٪) صندلی‌های کـلاس اقتصـادی را برمـی‌گزیننـد کـه بیـانگر توجـه عمده به عامل هزینه در تصـمیم‌گیـری‌هـای مربـوط بـه سـفر هـوایی اسـت. کـلاس تجـاری بـا (۲۴,۸۸٪) در رتبـه بعـدی قـرار دارد و کـلاس‌هـای فرسـت و اقتصـادی ممتـاز بـه‌مراتـب کمتـر مـورد اسـتقبال قـرار گرفتـه‌انـد کـه مـی‌توانـد ناشـی از قیمـت بـالای آن‌هـا و یـا محـدودیت در ارائـه ایـن کلاس‌ها در تمامی پروازها باشد.

در تحلیل امتیـازات رضـایتمندی مسـافران (کـه بـر مبنـای مقیـاس ۱ تـا ۵ ارزیـابی‌شـده)، خـدمات ارائـه شـده توسـط مهمانـداران و خدمـه پـرواز بـا کسـب (۲۸,۱۲٪) امتیـاز کامـل (نمـره ۵)، بـالاترین سـطح رضـایت را بـه خـود اختصـاص داده و نشـان‌دهنـده عملکـرد مطلـوب و تـأثیر مثبـت ایـن بخش بر تجربه کلی سـفر اسـت. بـا وجـود اینکـه اکثـر شـاخص‌هـای دیگـر نیـز عمومـاً امتیـازات مثبتـی (نمـرات ۴ و ۵) دریافـت کـرده‌انـد، بـه نظـر مـی‌رسـد مقولـه ارزش ادراک شـده بـرای پـول چـالش‌برانگیزتـرین و بحـث‌برانگیزتـرین جنبـه بـرای مسـافران بـوده اسـت. ایـن بخـش، بـا (۲۴,۶۲٪) امتیـاز بسـیار بـالا (نمـره ۵) از یـک‌سـو و (۲۳,۳۷٪) امتیـاز بسیار پـایین (نمـره ۱) از سـوی دیگـر، گویـای دیـدگاهی کـاملاً دوقطبـی و

متفاوت در میان مسافران نسبت به مقرون‌به‌صرفه بودن خدمات است؛ بدین معنا که تقریباً به همان اندازه که برخی مسافران از تناسب هزینه و خدمات دریافتی رضایت کامل داشته‌اند، گروهی دیگر نیز از این جنبه به‌شدت ناراضی بوده‌اند. این تضاد می‌تواند ریشه در انتظارات متفاوت مسافران، تجربه خدمات در کلاس‌های پروازی مختلف، یا حتی تفاوت در قیمت‌گذاری بلیت‌ها در زمان‌های گوناگون داشته باشد. ازاین‌رو این مطالعه نیاز به یک تحلیل جامع از روابط بین کیفیت خدمات خطوط هوایی با انتظارات مشتریان را شناسایی می‌کند.

با استفاده از این مجموعه داده گسترده، این مطالعه با هدف ارائه درک جامعی از تجربیات و ادراکات مشتریان خطوط هوایی امارات، پیش می‌رود و در نهایت یافته‌ها به استراتژی‌هایی برای بهبود خدمات و افزایش رضایت مشتری ختم می‌شود.

۲-۳- پیش‌پردازش داده‌ها

برای اطمینان از مناسب بودن داده‌ها برای تحلیل و مدل‌سازی، چندین مرحله پیش پردازش اجرا شد. برای استاندارد کردن متغیر هدف طبقه‌بندی و سازگار کردن آن با الگوریتم‌های یادگیری ماشینی، لیبل انکودر[1] استفاده شد. این تکنیک مقادیر طبقه‌بندی را به نمایش‌های عددی تبدیل می‌کند و مدل را قادر می‌سازد تا داده‌ها را به‌طور مؤثر پردازش و درک کند. مجموعه داده به‌دقت مورد بررسی قرار گرفت تا ویژگی‌هایی که داده‌های طبقه‌بندی و ترتیبی را نشان می‌دهد شناسایی شود. ویژگی‌های طبقه‌بندی (اسمی)، مانند «نوع مسافر» و «نوع صندلی»، دارای دسته‌های متمایز و نامرتب بودند. از

1. LabelEncoder

سوی دیگر، ویژگی‌های ترتیبی، مقوله‌های مرتب‌شده را نشان می‌دهند که دلالت بر یک رابطه سلسله مراتبی بین مقادیر دارد. این تمایز برای انتخاب تکنیک‌های پیش‌پردازش مناسب و اطمینان از مدل‌سازی دقیق بسیار مهم بود.

برای ارزیابی عملکرد قوی مدل و جلوگیری از برازش بیش‌ازحد، مجموعه داده به سه مجموعه مجزا تقسیم شد: آموزشی، اعتبار سنجی و آزمایشی. این رویکرد امکان ارزیابی جامع‌تری از توانایی مدل برای تعمیم به داده‌های دیده نشده را فراهم می‌کند. در ابتدا، مجموعه داده به مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی با اندازه ۲۰٪ برای آزمایش و ۸۰٪ برای آموزش و حالت تصادفی ۴۲ تقسیم شد. سپس از داده‌های تقسیم شده برای آموزش دوباره ۲۰٪ برای اعتبارسنجی تقسیم شد. این شیوه، اطمینان حاصل کرد که مدل بر روی ۸۰٪ از داده‌ها آموزش داده شده و از ۲۰٪ تقسیم شده از مجموعه آموزشی (اعتبارسنجی) برای ارزیابی اولیه و سپس از مجموعه آزمایشی یا ۲۰٪ برای ارزیابی نهایی مدل استفاده شده است. برای تقویت بیشتر ارزیابی و کاهش تأثیر بالقوه تقسیم داده‌های تصادفی، از اعتبارسنجی متقابل چند تایی استفاده شد. مجموعه آموزشی به ۱۰ تا (چین، فولد) تقسیم شد و مدل ۱۰ بار آموزش و ارزیابی شد، هر بار با استفاده از یک تای متفاوت به‌عنوان مجموعه اعتبار سنجی. این رویکرد برآورد قابل‌اعتمادتری از عملکرد مدل را با میانگین‌گیری نتایج در چندین تکرار آموزشی و اعتبارسنجی ارائه می‌کند.

در مدل‌سازی با الگوریتم‌های یادگیری ماشینی، مقادیر از دست رفته می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی بر دقت و قابلیت اطمینان آنالیز تأثیر بگذارد. برای رفع این مشکل، از «محاسبه‌گر ساده[1]» با استراتژی

1. Simple Imputer

«بیشترین تکرار[1]» استفاده شد. این رویکرد نقاط داده از دست رفته را با رایج‌ترین مقدار در هر ویژگی جایگزین کرد و تأثیر داده‌های از دست رفته بر تجزیه‌وتحلیل را به حداقل رساند. درحالی‌که این روش برای ویژگی‌های طبقه‌بندی مناسب است، سایر تکنیک‌های انتساب، مانند میانگین یا میانه، ممکن است برای ویژگی‌های عددی مناسب‌تر باشند. برای آماده‌سازی داده‌ها برای مدل‌سازی، مهندسی ویژگی با استفاده از «ترانسفورماتور ستونی[2]» انجام شد. ویژگی‌های دسته‌بندی با استفاده از «وان هات انکودر[3]» کدگذاری شدند و ستون‌های باینری برای هر دسته ایجاد کردند. این رویکرد متغیرهای طبقه‌بندی را به یک قالب عددی تبدیل کرد که می‌توان آن را به‌راحتی توسط الگوریتم‌های یادگیری ماشینی پردازش کرد. از سوی دیگر، ویژگی‌های ترتیبی به دلیل نظم ذاتی بدون تغییر باقی ماندند، زیرا قبلاً در قالب مناسبی برای تجزیه‌وتحلیل بودند. این مرحله پیش پردازش تضمین کرد که همه ویژگی‌ها در قالبی سازگار برای مدل‌سازی قرار دارند.

۳-۳- مدل‌سازی

در مطالعه حاضر، برای حل مسئله طبقه‌بندی از یک طبقه‌بندی‌کننده پرسپترون چند لایه بهره گرفته شده است. این شبکه عصبی مصنوعی که از ساختار مغز انسان الهام گرفته شده، از چندین لایه نورون به‌صورت پیش‌خوران تشکیل می‌شود: یک لایه ورودی برای دریافت داده‌های خام، یک یا چند لایه پنهان برای پردازش و استخراج ویژگی‌های پیچیده و یک لایه خروجی برای تولید پیش‌بینی نهایی

1. Most Frequent
2. ColumnTransformer
3. OneHotEncoder

طبقه‌بندی. در این ساختار، نورون‌های لایه‌های مختلف از طریق اتصالات وزنی به یکدیگر متصل‌اند و هر نورون دارای یک بایاس است؛ این وزن‌ها و بایاس‌ها پارامترهای کلیدی هستند که در طول فرآیند یادگیری تنظیم می‌شوند. همچنین، نورون‌های لایه‌های پنهان و خروجی از توابع فعال‌سازی غیرخطی استفاده می‌کنند که امکان یادگیری روابط پیچیده و غیرخطی را برای شبکه فراهم می‌آورند. نحوه کار پرسپترون چندلایه در دو مرحله اصلی، انتشار رو به جلو[1] و پس‌انتشار[2]، صورت می‌گیرد. ابتدا، در مرحله انتشار رو به جلو، داده‌های ورودی از طریق لایه ورودی وارد شبکه شده و از طریق محاسبات وزنی و اعمال توابع فعال‌سازی، به سمت لایه خروجی حرکت می‌کنند تا یک پیش‌بینی اولیه تولید شود. سپس، با استفاده از یک تابع خطا[3]، میزان اختلاف بین این پیش‌بینی و برچسب واقعی داده محاسبه می‌گردد. در مرحله حیاتی پس‌انتشار، این خطا به‌صورت معکوس در سراسر شبکه منتشر می‌شود. الگوریتم گرادیان کاهشی[4] که با استفاده از نرخ یادگیری[5] مناسب، به‌طور هوشمندانه وزن‌ها و بایاس‌ها را تنظیم می‌کند، در این مرحله به کار گرفته می‌شود تا خطا به حداقل برسد. این فرآیند تکراری آموزش بر روی نمونه‌های برچسب‌گذاری شده، مدل پرسپترون چند لایه را قادر می‌سازد تا الگوهای پیچیده و روابط غیرخطی موجود در داده‌ها را به‌طور خودکار بیاموزد و نمایش‌های انتزاعی‌تری از ویژگی‌های خام را استخراج کند. برای بهینه‌سازی عملکرد این طبقه‌بندی‌کننده، از جستجوی

1. Forward Propagation
2. Backpropagation
3. Loss Function
4. Gradient Descent
5. Learning Rate

شبکه‌ای[1] برای تعیین بهترین فراپارامترها (مانند تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نورون‌ها در هر لایه، نرخ یادگیری و تابع فعال‌سازی) استفاده شد که به بهبود دقت و کارایی مدل کمک شایانی می‌کند. برای این منظور برای جستجوی شبکه‌ای از ۱ تا ۵ لایه‌ی پنهان و از ۲ تا ۱۵ نورون برای هر لایه پنهان، تعریف شد که خروجی آن، معماری طبقه‌بندی‌کننده پرسپترون چند لایه متشکل از ۳ لایه پنهان به ترتیب با ۶، ۱۱ و ۴ نورون بود. این معماری بر اساس یک مبادله بین پیچیدگی مدل و کارایی محاسباتی توسط روش جستجوی شبکه‌ای انتخاب شد. لایه‌های پنهان شبکه عصبی را قادر می‌سازد تا الگوها و نمایش‌های پیچیده را از داده‌های ورودی بیاموزد. برای انتخاب تابع فعال‌ساز روش‌های «واحد خطی اصلاح شده[2]»، «مماس هایپربولیک[3]»، «سیگموئید[4]» به‌عنوان توابع فعال‌سازی در جستجوی شبکه‌ای تعریف شدند و بهترین انتخاب روش سیگموئید بود که در کد پایتون به‌عنوان «لجستیک» مشخص می‌شود، در شبکه عصبی استفاده شد. تابع سیگموئید یک تابع فعال‌سازی غیرخطی پرکاربرد است که مقادیر ورودی را به محدوده [۰، ۱] ترسیم می‌کند. این به شبکه عصبی اجازه می‌دهد تا مرزهای تصمیم‌گیری غیرخطی را یاد بگیرد و الگوهای پیچیده‌ای را در داده‌ها ثبت کند.

برای آموزش طبقه‌بندی‌کننده پرسپترون چند لایه، از حل‌کننده «آدام» استفاده کردیم که مخفف عبارت «برآورد لحظه تطبیقی[5]» است. این روش، یک الگوریتم بهینه‌سازی محبوب است که نرخ یادگیری را برای هر پارامتر بر اساس گرادیان‌های تاریخی تطبیق

1. Grid Search
2. ReLU (Rectified Linear Unit)
3. Tanh (Hyperbolic Tangent)
4. Sigmoid (Logistic)
5. Adaptive Moment Estimation

می‌دهد. این روش توسعه‌یافته، مزایای «گرادیان تطبیقی[1]» و «ریشه میانگین مربع انتشار[2]» را باهم ترکیب می‌کند و امکان همگرایی سریع‌تر و عملکرد بهتر را در مقایسه با الگوریتم‌های بهینه‌سازی سنتی، فراهم می‌کند.

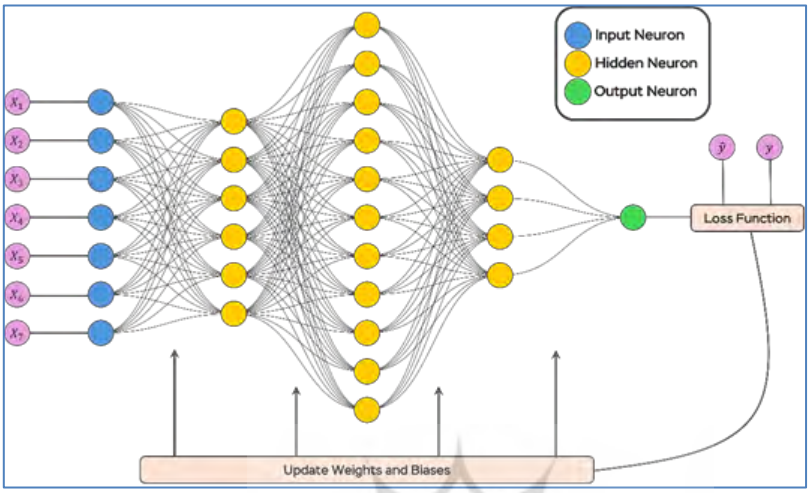
برای جلوگیری از برازش بیش‌ازحد، «منظم سازی ریج[3]» به طبقه‌بندی کننده پرسپترون چند لایه اعمال شد. برای یافتن بهترین مقدار منظم‌ساز که بهترین خروجی را بدون برازش بیش‌ازحد داشته باشد مقادیر ۰,۰۱ تا ۰,۱ در جستجوی شبکه‌ای تعریف شد. قدرت منظم سازی در کد پایتون توسط پارامتر آلفا کنترل می‌شود که ۰,۰۸ به‌عنوان بهینه‌ترین مقدار توسط روش جستجوی شبکه‌ای انتخاب شد. منظم‌سازی ریج یک عبارت جریمه به تابع زیان اضافه می‌کند، مدل را تشویق می‌کند تا وزن‌های کوچک‌تر را بیاموزد و منجر به یک مدل کلی‌تر و قوی‌تر شود.

حداکثر تعداد تکرار (دور) برای آموزش شبکه عصبی روی ۱۰۰ تنظیم شده است. این پارامتر تعداد دفعاتی را که مدل روی داده‌های آموزشی تکرار می‌کند تا وزن‌های خود را به‌روز کند، تعیین می‌کند. یک مقدار بالاتر به مدل اجازه می‌دهد تا به یک راه‌حل بهتر همگرا شود اما ممکن است زمان آموزش را افزایش دهد.

برای اطمینان از تکرارپذیری نتایج، حالت تصادفی روی ۴۲ ثابت شد. این مقدار، مقادیر تصادفی وزن‌ها و به هم زدن داده‌ها در طول آموزش را کنترل می‌کند. با تثبیت حالت تصادفی، اطمینان حاصل می‌شود که در هر اجرا از یک مقدار اولیه و درهم ریختن داده‌ها استفاده می‌شود و امکان مقایسه مداوم بین آزمایش‌های مختلف را

1. Adaptive Gradient
2. Root Mean Square Propagation
3. Ridge Regularization

فراهم می‌کند. تمام فرایند یادگیری و به‌روزرسانی مدل در شکل ۳ آمده است.



شکل ۲. فرآیند آموزش مدل پرسپترونی چندلایه

۴-۳- ارزیابی مدل

در زمینه یادگیری ماشینی، عملکرد مدل‌های طبقه‌بندی با استفاده از معیارهای مختلف ارزیابی می‌شود. این معیارها شامل مساحت زیر منحنی (AUC)، دقت طبقه‌بندی (CA)، امتیاز F1، دقت[1]، یادآوری[2] و ضریب همبستگی متیوز[3] است.

درحالی‌که:

TP: مثبت واقعی

TN: منفی واقعی

FP: مثبت کاذب

1. Precision
2. Recall
3. MCC

FN: منفی کاذب

TPR: نرخ مثبت واقعی

FPR: نرخ مثبت کاذب

فرمول‌های زیر تعریف دقیقی از هر معیار ارائه می‌دهند.

رابطه ۱)

$$AUC = \int_0^1 TPR(FPR)dFPR$$

رابطه ۲)

$$CA = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

رابطه ۳)

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

رابطه ۴)

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

رابطه ۵)

$$F1\,Score = 2.\frac{Precision\,.\,Recall}{Precision + Recall}$$

رابطه ۶)

$$MCC = \frac{TP\,.\,TN - FP\,.\,FN}{\sqrt{(TP+FP)(TP+FN)(TN+FP)(TN+FN)}}$$

در مسائل طبقه‌بندی، اهمیت ویژگی جایگشت[1] (PFI) برای شناسایی ویژگی‌هایی استفاده می‌شود که بیشتر به قدرت پیش‌بینی مدل کمک می‌کنند. با جابجایی هر ویژگی در یک زمان و اندازه‌گیری کاهش عملکرد مدل، می‌توان ویژگی‌ها را بر اساس اهمیت آن‌ها رتبه‌بندی کرد. کاهش قابل توجه عملکرد نشان می‌دهد که یک ویژگی برای

1. Permutation Feature Importance

انجام پیش‌بینی‌های دقیق بسیار مهم است، درحالی‌که تغییرات حداقلی نشان می‌دهد که ممکن است متغیر موردمطالعه کمتر مرتبط باشد. این روش برای بهبود تفسیرپذیری مدل و هدایت انتخاب ویژگی در مدل‌های پیچیده، از جمله مدل‌هایی که تفسیر آن‌ها دشوار است، مانند شبکه‌های عصبی، ارزشمند است. فرمول این روش تفسیری بدین شرح است:

ترکیب این معیارها چارچوبی جامع برای ارزیابی و تفسیر مدل‌های طبقه‌بندی فراهم می‌کند. هر معیار بینش‌های منحصربه‌فردی ارائه

رابطه ۷)

$$\text{PFI: } I_j = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(L(f(x),y) - L(f(x_{prem(j)}),y))$$

می‌کند: درحالی‌که «دقت» و «یادآوری» به ترتیب بر کیفیت پیش‌بینی‌های مثبت و توانایی مدل برای شناسایی همه موارد مرتبط تمرکز می‌کنند. «امتیاز F1» به‌عنوان میانگین هارمونیک عمل می‌کند و آن را در سناریوهایی با عدم تعادل کلاس (جایی که تعادل بین مثبت کاذب و منفی کاذب وجود ندارد) مفید می‌کند. «AUC» توانایی مدل را برای تمایز بین کلاس‌ها در تنظیمات آستانه مختلف ارزیابی می‌کند و دیدگاه گسترده‌تری در مورد عملکرد مدل ارائه می‌دهد. در همین حال، «اهمیت ویژگی جایگشت» سهم هر ویژگی را در قدرت پیش‌بینی مدل با ارزیابی اینکه چگونه مقادیر ویژگی بر روی عملکرد تأثیر می‌گذارد، کمیت می‌کند. با استفاده از این معیارها با هم، می‌توان درک دقیقی از رفتار مدل به دست آورد. این رویکرد کل‌نگر نه‌تنها عملکرد مدل را افزایش می‌دهد، بلکه با شفاف‌سازی چگونگی تصمیم‌گیری بر اساس مشارکت ویژگی‌ها و قابلیت‌های پیش‌بینی، اعتماد را در میان ذینفعان ایجاد می‌کند.

۴- یافته‌ها

هدف از این مطالعه پاسخ به این سؤال می‌باشد که کدام یک از عوامل خدماتی در صنعت هواپیمایی بیشترین تأثیر را روی معرفی آن کسب‌وکار به سایرین دارد. برای پاسخ به این سؤال حیاتی، از روش طبقه‌بندی با الگوریتم شبکه عصبی پرسپترونی چندلایه که یک الگوریتم قدرتمند در یادگیری ماشین محسوب می‌شود استفاده شد. نتایج نشان داد که بعضی از عوامل نسبت بر بعضی دیگر از عوامل اثرگذارتر هستند، اما قبل از بحث در مورد خود عوامل، مثل هر پژوهشی در زمینه یادگیری ماشین این مطالعه از چند روش برای ارزیابی خود مدل ساخته شده و اطمینان از کیفیت آن استفاده کرده است که در ادامه به آن‌ها پرداخته خواهد شد.

مهم‌ترین خروجی برای ارزیابی عملکرد مدل، منحنی یادگیری می‌باشد. منحنی یادگیری یک نمایش گرافیکی از رابطه بین اندازه مجموعه آموزشی و عملکرد مدل است که معمولاً با میزان خطا یا دقت اندازه‌گیری می‌شود. این یک ابزار ارزشمند در یادگیری ماشینی برای درک اینکه یک مدل چقدر از داده‌ها یاد می‌گیرد و شناسایی مسائل احتمالی مانند بیش برازش یا عدم تناسب است. با ترسیم عملکرد مدل، می‌توان دریافت که چگونه دقت مدل با افزودن داده‌های بیشتر بهبود می‌یابد و در چه نقطه‌ای آن مدل شروع به برازش بیش‌ازحد یا عدم تناسب می‌کند. همچنین این منحنی کمک می‌کند تا مناطقی را که ممکن است نیاز به جمع‌آوری داده‌های اضافی یا مهندسی ویژگی‌ها باشد، شناسایی کرد. در شکل ۴ منحنی یادگیری مدل ساخته شده آمده است.

این منحنی یادگیری دقت مدل را به‌عنوان تابعی از اندازه مجموعه آموزشی، نشان می‌دهد. در این نوع منحنی یادگیری، مدل به‌طور

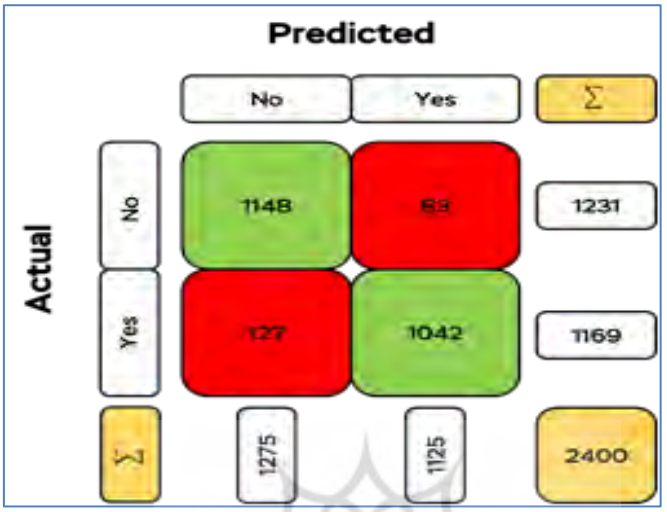
مکرر بر روی زیرمجموعه‌های به‌تدریج بزرگ‌تر از داده‌های آموزشی آموزش داده می‌شود و عملکرد آن در هر دو مجموعه آموزشی (به رنگ نارنجی) و یک مجموعه تست ایستا (به رنگ زرد) اندازه‌گیری می‌شود. این روش به ارزیابی میزان بهبود مدل با داده‌های آموزشی بیشتر و میزان تعمیم مؤثر آن به داده‌های دیده نشده کمک می‌کند. منحنی‌های یادگیری مانند آنچه در این پژوهش استفاده شد، برای تشخیص اینکه آیا یک مدل از تناسب کمی برخوردار است (در تلاش برای گرفتن پیچیدگی داده‌ها) یا دچار برازش بیش‌ازحد (گرفتن نویز و عدم تعمیم خوب) شده، با ارزیابی شکاف بین آموزش و دقت آزمون مفید است. کاهش فاصله بین منحنی‌ها با افزایش اندازه مجموعه تمرینی نشان‌دهنده تعمیم بهبود یافته است.

با توجه به عملکرد مدل، شکل ۴ نشان می‌دهد که هم دقت آموزش و هم دقت تست، زمانی که اندازه مجموعه آموزشی کوچک است، نسبتاً پایین و ثابت باقی می‌ماند. در حدود ۹۰۰ نمونه، بهبود قابل‌توجهی در هر دو دقت وجود دارد، با دقت آموزش این نمودار به‌شدت افزایش به بیش از ۰,۹۰۰ و به‌طور هم‌زمان دقت آزمایش نیز به‌طور قابل‌توجهی بهبود یافته است. این نشان می‌دهد که این مدل به مجموعه داده بزرگ‌تری نیاز دارد تا بتواند الگوهای زیربنایی را به‌طور مؤثر ثبت کند. همان‌طور که اندازه مجموعه آموزشی به رشد خود ادامه می‌دهد، هر دو منحنی همگرا می‌شوند که نشان‌دهنده کاهش ریسک برازش بیش‌ازحد و بهبود تعمیم است. توانایی این مدل برای دستیابی به آموزش تقریباً یکسان و دقت تست در اندازه‌های داده بزرگ‌تر نشان‌دهنده عملکرد قوی و قابلیت اطمینان در پیش‌بینی داده‌های دیده نشده است.

شکل ۳. منحنی یادگیری مدل پرسپترونی چندلایه

ماتریس سردرگمی (شکل ۵) جدولی است که برای ارزیابی عملکرد یک مدل طبقه‌بندی با مقایسه نتایج پیش‌بینی شده آن با نتایج واقعی استفاده می‌شود. با طبقه‌بندی پیش‌بینی‌ها به چهار ربع، تفکیک دقیقی از دقت، صراحت و یادآوری مدل ارائه می‌کند: مثبت‌های واقعی (TP)، منفی‌های واقعی (TN)، مثبت‌های کاذب (FP) و منفی‌های کاذب (FN). ماتریس سردرگمی ابزار ارزشمندی برای ارزیابی مدل است، زیرا به پژوهشگران اجازه می‌دهد تا مسائل رایجی مانند برازش بیش‌ازحد، تناسب اندک و عدم تعادل کلاس را شناسایی کنند. با تجزیه‌وتحلیل ماتریس، می‌توان معیارهایی مانند دقت، صراحت، یادآوری و امتیاز F1 را محاسبه کرد که بینشی در مورد عملکرد مدل ارائه می‌دهد و به شناسایی زمینه‌های بهبود مدل کمک می‌کند. علاوه بر این، ماتریس سردرگمی می‌تواند برای تجسم عملکرد مدل و شناسایی الگوهای موجود در داده‌ها

مـورد اسـتفاده قـرار گیـرد و آن را بـه یـک جـزء حیـاتی در فرآینـد توسـعه یادگیری ماشین تبدیل کند.



شکل ۵. ماتریس سردرگمی مدل پرسپترونی چندلایه

ماتریس سردرگمی نشان مـی‌دهـد کـه ایـن مـدل در پـیش‌بینـی اینکـه آیـا مشـتریان کسـب‌وکـار را توصـیه مـی‌کننـد یـا خیـر، بـا دقـت ۹۱,۳ درصـد عملکـرد خـوبی دارد. ۱۰۴۲ مـورد مثبـت (توصـیه) و ۱۱۴۸ مـورد منفـی (بـدون توصـیه) بـا ۸۳ مـورد مثبـت کـاذب و ۱۲۷ مـورد منفـی کـاذب را به‌درستی پـیش‌بینـی کـرد. ایـن مـدل دارای صـراحت بـالای ۹۲,۶٪ اسـت، بـه ایـن معنـی کـه اکثـر پـیش‌بینـی‌هـای مثبـت آن درسـت بودنـد و یـک فراخـوان قـوی ۸۹,۱٪، نشـان مـی‌دهـد کـه اکثـر توصـیه‌هـای واقعـی را بـا موفقیت شناسایی کرده است.

وقتـی صـحبت از وظـایف طبقـه‌بنـدی مـی‌شـود، مقایسـه پرسـپترون چندلایـه بـا مـدل‌هـای پایـه (درخـت‌هـای تصـمیم‌گیـری و رگرسـیون لجستیک) مـی‌توانـد بینـش‌هـای ارزشـمندی در مـورد نقـاط قـوت و ضـعف

آن‌ها ارائه دهد. پرسپترون چندلایه، به دلیل توانایی آن در یادگیری روابط پیچیده غیرخطی بین ویژگی‌ها شناخته شده است و آن را برای کارهایی با فضاهای ویژگی با ابعاد بالا مناسب می‌کند. از سوی دیگر، درختان تصمیم در مدیریت ویژگی‌های طبقه‌بندی و ارائه نتایج قابل تفسیر از طریق ساختار درختی خود برتر هستند. رگرسیون لجستیک، یک مدل خطی، برای مسائل طبقه‌بندی باینری با جدایی واضح بین کلاس‌ها مؤثر است و اغلب به‌عنوان یک مدل پایه استفاده می‌شود. یک تفاوت کلیدی بین این مدل‌ها مدیریت برازش بیش‌ازحد آن‌ها است: درخت‌های تصمیم می‌توانند در صورت عدم تنظیم مستعد برازش بیش‌ازحد شوند، درحالی‌که رگرسیون لجستیک تمایل به عدم تناسب دارد؛ اما پرسپترون چندلایه می‌تواند در این زمینه تعادل ایجاد کند، ولیکن نیاز به تنظیم دقیق فراپارامترها دارد. در این پژوهش یک مقایسه جامع بین این روش‌ها انجام شد تا به‌طور دقیق توانایی مدل پرسپترونی چند لایه را مدل‌های پایه نشان دهد.

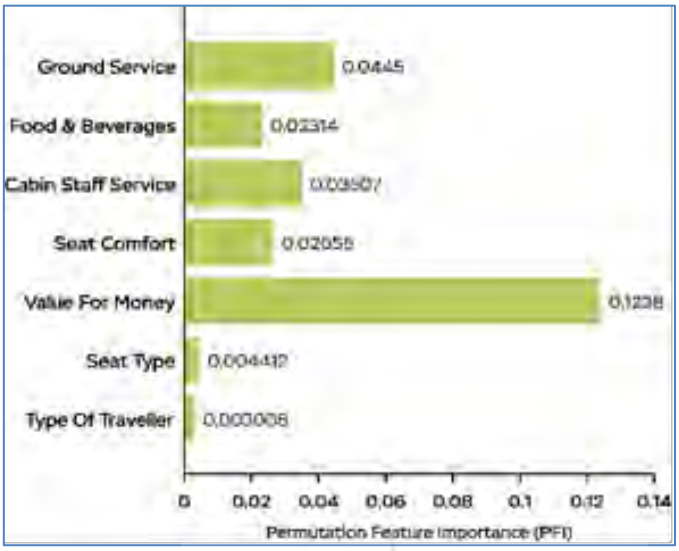
جدول ۱. خروجی مقایسه‌ای مطالعه

مدل	MCC	Recall	Prec	F1	CA	AUC
شبکه عصبی پرسپترونی چندلایه	0.825	0.912	0.913	0.912	0.912	0.956
درخت تصمیم	0.759	0.887	0.887	0.887	0.887	0.871
رگرسیون لجستیک	0.717	0.854	0.864	0.853	0.854	0.941

مقایسه عملکرد سه مدل -شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، درخت تصمیم و رگرسیون لجستیک – در جدول ۱ نشان می‌دهد که شبکه عصبی پرسپترون چندلایه در تمام معیارها، از جمله مساحت زیر منحنی (۰,۹۵۶)، دقت (۰,۹۱۲)، امتیاز F1 (۰,۹۱۲)، صراحت (۰,۹۱۳)، فراخوان (۰,۹۱۲) و ضریب همبستگی میتوز (۰,۸۲۵) بهتر

از سایرین عمل می‌کند. درخت تصمیم با مساحت زیر منحنی ۰,۸۷۱، دقت ۰,۸۸۷ و امتیاز F1 ۰,۸۸۷ عملکرد متوسطی دارد. رگرسیون لجستیک، درحالی‌که هنوز در مساحت زیر منحنی (۰,۹۴۱) و دقت (۰,۸۶۴) قوی است، ضعیف‌ترین عملکرد را به‌طورکلی نشان می‌دهد، به ویژه در ضریب همبستگی میتوز (۰,۷۱۷). به‌طورکلی، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهترین مدل است و پس از آن درخت تصمیم و رگرسیون لجستیک قرار دارند.

اهمیت ویژگی جایگشت یک تکنیک مدل-آگنوستیک است که برای اندازه‌گیری اهمیت ویژگی‌ها در یک مدل یادگیری ماشینی استفاده می‌شود. این کار با به هم ریختن تصادفی مقادیر هر ویژگی یک‌به‌یک و اندازه‌گیری کاهش عملکرد مدل کار می‌کند. هرچه کاهش عملکرد در هنگام تغییر دادن یک ویژگی بیشتر باشد، آن ویژگی مهم‌تر در نظر گرفته می‌شود. «اهمیت ویژگی جایگشت» ارزشمند است؛ زیرا می‌تواند برای هر نوع مدلی اعمال شود و بینش‌هایی را در مورد میزان کمک هر ویژگی به پیش‌بینی‌های مدل ارائه می‌دهد. در این مورد، مقادیر اهمیت ویژگی جایگشت به ما کمک می‌کنند تا بفهمیم کدام جنبه از تجربه مشتری بیشترین تأثیر را بر توصیه کسب‌وکار توسط مشتریان دارد و اجازه می‌دهد تا تصمیم‌های مبتنی بر داده‌ها را در مورد تمرکز تلاش‌های بهبود انجام دهیم. خروجی اهمیت ویژگی جایگشت در این مطالعه حاکی از نتایج جالبی است که در شکل ۶ به‌وضوح قابل مشاهده است و در ادامه موردبحث قرار می‌گیرد.



شکل ۴. اهمیت ویژگی جایگشت متغیرها

داده‌ها به‌وضوح نشان می‌دهند که «ارزش ادراک شده برای پول» با امتیاز ۰٫۱۲۳۸، به‌طور قابل‌توجهی بالاتر از همه عوامل دیگر، مهم‌ترین ویژگی است. این نشان می‌دهد که درک مشتریان از اینکه آیا ارزش خوبی برای پول خود دریافت کرده‌اند، محرک اصلی در تعیین اینکه آیا آن‌ها کسب‌وکار را توصیه می‌کنند یا خیر است. دومین عامل تأثیرگذار «خدمات زمینی» (۰٫۰۴۴۵) و پس از آن «خدمات کارکنان کابین» (۰٫۰۳۵۱) است که نشان می‌دهد کیفیت تعاملات انسانی و ارائه خدمات نیز نقش مهمی در شکل‌دهی به توصیه‌های مشتریان دارد.

فاکتورهای مهمی در ردیف میانی وجود دارد که شامل «راحتی صندلی» (۰٫۰۲۶۵۵) و «غذا و نوشیدنی» (۰٫۰۲۳۱۴) می‌شود. این عناصر به میزان متوسطی به رضایت مشتری و احتمال توصیه آن‌ها به

کسب‌وکار کمک می‌کنند. اگرچه به اندازه ارزش پول یا کیفیت خدمات حیاتی نیستند، اما همچنان جنبه‌های مهمی از تجربه مشتری را نشان می‌دهند که کسب‌وکارها نباید از آن‌ها غافل شوند.

در نهایت، قابل توجه است که «نوع صندلی» (۰,۰۰۴۴۱۲) و «نوع مسافر» (۰,۰۰۳۰۰۸) کمترین تأثیر را بر توصیه‌های تجاری دارند. این نشان می‌دهد که عوامل جمعیت‌شناختی یا دسته‌بندی خاص صندلی انتخاب‌شده بسیار کمتر از تجربه و ارزش واقعی ارائه‌شده اهمیت دارند. اهمیت کم این ویژگی‌ها نشان می‌دهد که تمرکز بر بهبود ارزش پیشنهادی و کیفیت خدمات در ایجاد توصیه‌های مثبت مؤثرتر از هدف قرار دادن انواع خاص مسافران یا اصلاح دسته‌های صندلی است.

یافته محوری این پژوهش، مبنی بر تفوق ارزش درک شده برای پول به‌عنوان عامل غالب در پیش‌بینی ارجاع برند (شکل ۶)، مستلزم بررسی دقیق‌تری است. این نتیجه که با توزیع دووجهی اولیه امتیازات این متغیر (شکل ۲) هم‌خوانی دارد و بیانگر قطبیدگی قابل‌توجه در ادراکات مسافران است، مؤکداً نشان می‌دهد که ارزیابی مشتری از منصفانه بودن هزینه در قبال مجموعه خدمات دریافتی، یک متغیر تعیین‌کننده و بنیادین در تصمیم‌گیری برای توصیه خطوط هوایی امارات محسوب می‌شود. این مفهوم، فراتر از بهای صرف بلیت، به انطباق انتظارات مشتری با کیفیت جامع تجربه سفر، شامل راحتی، سطح خدمات و قابلیت اطمینان در مقایسه با هزینه متحمل شده، اشاره دارد. در واقع، مشتریان به‌طور مستمر در حال سنجش این موازنه هستند و هنگامی‌که ارزش قابل‌ملاحظه‌ای را درک کنند، احتمال تبدیل شدن آن‌ها به مروجان فعال برند به نحو چشمگیری افزایش می‌یابد. این امر دلالت بر آن دارد که استراتژی‌های

قیمت‌گذاری و ارائه خدمات باید به‌گونه‌ای هم‌افزا و یکپارچه تدوین شوند که این ادراک از ارزش را به حداکثر برسانند، زیرا این عامل، بیش از سایر ابعاد خدماتی، در شکل‌دهی به وفاداری فعال مشتری (تجلی یافته در ارجاع برند) نقش ایفا می‌کند.

در پی ارزش درک شده برای پول، دو عامل خدمات زمینی و خدمات کارکنان کابین به ترتیب به‌عنوان دومین و سومین عامل تأثیرگذار شناسایی شدند. این یافته بر اهمیت حیاتی تعاملات بین فردی و کارایی فرآیندهای عملیاتی-خدماتی در نقاط تماس محوری سفر تأکید می‌ورزد. تجربه روان و کارآمد در فرودگاه (خدمات زمینی) و برخورد حرفه‌ای، همدلانه و پاسخگوی خدمه پرواز (خدمات کارکنان کابین) می‌توانند به‌طور قابل‌توجهی به تقویت درک مشتری از «ارزش» کلی کمک کرده و حتی نواقص احتمالی در سایر جوانب را تعدیل نمایند. در مقابل، عواملی نظیر راحتی صندلی و غذا و نوشیدنی، علی‌رغم اهمیتشان در کیفیت کلی تجربه سفر، تأثیر متعادل‌تری بر ارجاع برند نشان دادند. این موضوع حاکی از آن است که گرچه این تسهیلات ملموس مهم تلقی می‌شوند، اما در قیاس با ادراک کلی از ارزش و کیفیت تعاملات انسانی، در اولویت پایین‌تری برای تحریک انگیزه توصیه به دیگران قرار می‌گیرند. این اولویت‌بندی می‌تواند به‌عنوان مبنایی برای تخصیص بهینه منابع در جهت بهبود هدفمند خدمات مورد استفاده قرار گیرد.

افزون بر موارد ذکر شده توانمندی مدل پرسپترون چندلایه در شناسایی این سلسله مراتب از اهمیت بالا و همچنین عملکرد برتر آن نسبت به مدل‌های متعارف (جدول ۱) حکایت دارد، این شیوه قدرتمند مؤید کارایی رویکرد یادگیری ماشین در تحلیل پیشرفته رفتار مشتری است. مدل پرسپترون چندلایه، با قابلیت ذاتی خود در

یادگیری روابط غیرخطی و تعاملات پیچیده میان متغیرها، درکی عمیق‌تر از عوامل واقعی محرک مشتری برای توصیه یک برند ارائه می‌دهد. این رویکرد، فراتر از تحلیل‌های همبستگی ساده، به کشف الگوهای ظریفی یاری می‌رساند که ممکن است در روش‌های دیگر مغفول بمانند. نکته قابل‌تأمل دیگر، تأثیر نسبتاً حاشیه‌ای نوع صندلی و نوع مسافر بر ارجاعات است. این یافته بیانگر آن است که در مورد خطوط هوایی امارات، کیفیت بنیادین تجربه خدماتی و ارزش درک شده، بیش از متغیرهای جمعیت‌شناختی یا طبقه‌بندی کلاس پروازی، در ایجاد وفاداری و تبلیغات دهان‌به‌دهان مثبت نقش دارد. این امر می‌تواند نشان‌دهنده آن باشد که تلاش برای ارائه یک تجربه عالی و باارزش برای تمامی مسافران، فارغ از گروه یا کلاس خاص، استراتژی مؤثرتری برای افزایش ارجاعات برند در پی خواهد داشت.

در مجموع، یافته‌های این پژوهش، با بهره‌گیری از قابلیت‌های پیشرفته مدل پرسپترون چندلایه، تصویری شفاف از محرک‌های اصلی ارجاع برند در صنعت هوانوردی، به ویژه برای خطوط هوایی امارات، ارائه می‌دهد. تأکید بر استیلای ارزش درک شده برای پول به‌عنوان عامل محوری و اهمیت قابل‌توجه خدمات زمینی و خدمات کارکنان کابین در پی آن، اولویت‌های استراتژیکی روشنی را برای تقویت وفاداری مشتری و ترویج تبلیغات دهان‌به‌دهان مثبت مشخص می‌سازد. در مقابل، تأثیر متعادل‌تر عواملی چون راحتی صندلی و کیفیت غذا و همچنین نقش حاشیه‌ای متغیرهای جمعیت‌شناختی، بیانگر آن است که تمرکز بر ارائه یک تجربه خدماتی بنیادین و با ارزش برای تمامی مسافران، از اهمیت بیشتری برخوردار است. این نتایج، ضمن پر کردن شکاف‌های پژوهشی موجود، نه‌تنها درک ما را از پویایی‌های رفتار مشتری در این صنعت ارتقا می‌بخشد، بلکه زمینه را

برای استخراج توصیه‌های عملیاتی و پیشنهاد مسیرهای پژوهشی آتی در جهت بهینه‌سازی مستمر کیفیت خدمات و ارتقای جایگاه برند فراهم می‌آورد.

۵- بحث و نتیجه‌گیری

این پژوهش با هدف بررسی عمیق عوامل مؤثر بر رفتار توصیه‌ای مشتریان در خطوط هوایی امارات، از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهره‌برداری کرده است. انتخاب این رویکرد پیشرفته یادگیری ماشینی، امکان تحلیل روابط پیچیده و غالباً غیرخطی را فراهم می‌آورد که بین ابعاد مختلف کیفیت خدمات و تمایل مشتریان به توصیه شکل می‌گیرد. این پیچیدگی‌ها اغلب از دید روش‌های آماری سنتی‌تر پنهان می‌مانند و پرسپترون چندلایه با توانمندی خود در مدل‌سازی الگوهای غیرخطی، به کشف این پویایی‌های پنهان کمک شایانی می‌کند. علاوه بر پرسپترون چندلایه، در این مطالعه از تحلیل اهمیت ویژگی جایگشت نیز به‌عنوان ابزاری دقیق برای سنجش تأثیرگذاری نسبی عوامل مختلف استفاده شده است. اهمیت ویژگی جایگشت به پژوهشگران اجازه می‌دهد تا با اندازه‌گیری میزان کاهش عملکرد مدل در صورت برهم زدن تصادفی مقادیر یک ویژگی خاص، اهمیت آن ویژگی را در پیش‌بینی نهایی تعیین کنند. این ترکیب روش‌شناختی پرسپترون چندلایه و اهمیت ویژگی جایگشت نه‌تنها توانایی مدل را در پیش‌بینی توصیه‌های مشتریان افزایش می‌دهد، بلکه به شناسایی سلسله‌مراتبی شفاف از اولویت‌های مشتریان خطوط هوایی امارات نیز کمک می‌کند.

برتری مشهود مدل پرسپترون چندلایه در پیش‌بینی توصیه‌های مشتریان نسبت به مدل‌های سنتی‌تر مانند درخت تصمیم و رگرسیون

لجستیک، نشان‌دهنده کارایی بالای تکنیک‌های نوین یادگیری ماشین در درک و پیش‌بینی پویایی‌های ظریف رفتار مشتری است. این برتری، اهمیت استفاده از رویکردهای محاسباتی پیشرفته را در پژوهش‌های بازاریابی و مدیریت خدمات برجسته می‌سازد، به ویژه در حوزه‌هایی که رفتار مصرف‌کننده از الگوهای خطی و ساده پیروی نمی‌کند. این پژوهش از این منظر، گامی مهم در جهت به‌کارگیری ابزارهای تحلیل داده‌های پیچیده برای استخراج بینش‌های عمیق‌تر از داده‌های مشتریان در صنعت حمل‌ونقل هوایی محسوب می‌شود.

این پژوهش نشان داد که ارزش درک‌شده برای پول مهم‌ترین عامل در تمایل مشتریان به توصیه خطوط هوایی امارات است. این یافته بر ضرورت ارائه یک پیشنهاد ارزش استثنایی به مسافران تأکید دارد، چرا که ارزیابی کلی آن‌ها از تجربه سفرشان، تعیین‌کننده‌ای کلیدی در تمایل به توصیه است. توانایی خطوط هوایی در برآوردن یا فراتر رفتن از انتظارات مشتریان در این زمینه، مزیت رقابتی مهمی در ایجاد وفاداری مشتریان ایجاد می‌کند. این نتیجه با یافته‌های مطالعات سوکی و همکاران (۲۰۲۳) و چو و چان (۲۰۱۷) در سایر صنایع نیز همخوانی دارد.

پس از ارزش درک‌شده برای پول، خدمات زمینی و عملکرد خدمه کابین بیشترین سهم را در تحریک تبلیغات دهان‌به‌دهان مثبت ایفا می‌کنند. این اولویت‌بندی بیانگر آن است که کیفیت تجربیات مستقیم مشتری در نقاط تماس انسانی و فرآیندهای خدماتی، از لحظه ورود به فرودگاه تا پایان سفر هوایی، نقشی تعیین‌کننده در ارتقای رضایت و تبدیل آن به حمایت فعالانه از برند دارد. مسافران به حرفه‌ای بودن، توجه و توانایی‌های حل مشکل پرسنل اهمیت زیادی می‌دهند، زیرا این تعاملات انسانی تأثیر قابل‌توجهی بر رضایت کلی و

احتمال توصیه خط هوایی به دیگران دارند. این یافته‌ها با مطالعات پیشین شیواکوتی و همکاران (۲۰۲۲)، جیانگ و ژانگ (۲۰۱۶) و فاروق و همکاران (۲۰۱۸) نیز مطابقت دارند.

جالب توجه است که عواملی مانند راحتی صندلی و کیفیت غذا و نوشیدنی تأثیر متوسط‌تری بر توصیه‌های مشتری دارند. درحالی‌که این عناصر به رضایت کلی مشتری کمک می‌کنند، به نظر نمی‌رسد به اندازه ویژگی‌های رتبه‌بندی شده در تبلیغات دهان‌به‌دهان مثبت تعیین‌کننده باشند. علاوه بر این، مشخص شد که جمعیت‌شناسی مشتری و اولویت‌های کلاس صندلی کمترین تأثیر را دارند که نشان می‌دهد خطوط هوایی باید به‌جای اینکه صرفاً برای بخش‌های خاص مسافران طراحی شوند، بر بهبود تجربه خدمات اصلی تمرکز کنند. این یافته با مطالعه فیتزجرالد و آرنوت (۱۹۹۶) که جامعه مورد بررسی آن‌ها خطوط هوایی انگلستان بود در تناقض است اما با یافته‌های اسماعیل و همکاران (۲۰۲۳) که در مصر مطالعه شده بود هم‌راستا می‌باشد. در مجموع، نتایج این پژوهش بر اهمیت استراتژیک ارائه یک پیشنهاد ارزش استثنایی توأم با تعاملات انسانی باکیفیت و به‌یادماندنی، برای ایجاد تجارب مثبت پایدار و تحریک قدرتمندترین شکل بازاریابی یعنی توصیه از سوی مشتریان، تأکید می‌کند.

یافته‌های این پژوهش، اگرچه قابل اتکا هستند، اما با محدودیت‌های مهمی همراه‌اند که تعمیم‌پذیری آن‌ها را تحت تأثیر قرار می‌دهد. تمرکز انحصاری بر یک شرکت هواپیمایی خدمات کامل (امارات) بدین معناست که نتایج به‌طور مستقیم برای شرکت‌های هواپیمایی ارزان‌قیمت یا با مدل‌های کسب‌وکار متفاوت قابل تعمیم نیستند. علاوه بر این، جمع‌آوری داده‌ها از پلتفرم‌های مبتنی بر نظرات داوطلبانه (مانند اسکای ترکس) ممکن است منجر به سوگیری

نمونه‌گیری شود و بازه زمانی طولانی جمع‌آوری داده‌ها (۲۰۱۳-۲۰۲۴) می‌تواند تغییرات تدریجی در انتظارات مشتریان را پنهان کند. همچنین، ماهیت همبستگی تحلیل اهمیت ویژگی جایگشت به‌جای علیت و حفظ نسبی ویژگی جعبه سیاه در شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه، از دیگر محدودیت‌های روش‌شناختی این مطالعه به شمار می‌رود.

برای تعمیق دانش در این حوزه، پژوهش‌های آتی می‌توانند رویکردهای متنوعی را در پیش گیرند. انجام مطالعات تطبیقی بر روی انواع مختلف شرکت‌های هواپیمایی و در بازارهای جغرافیایی گوناگون، به ارزیابی قابلیت تعمیم‌پذیری یافته‌ها کمک شایانی خواهد کرد. همچنین، پژوهش‌های طولی برای بررسی تغییرات اولویت‌های مشتریان در طول زمان و ادغام روش‌های کیفی (مانند مصاحبه‌های عمیق) برای درک عمیق‌تر چرایی الگوهای شناسایی‌شده، از اهمیت بالایی برخوردارند. بررسی دقیق‌تر ابعاد فرعی عوامل کلیدی، کاوش الگوریتم‌های جایگزین یادگیری ماشین و تحلیل نقش عوامل تعدیل‌گر و میانجی (مانند عوامل فرهنگی و اقتصادی) در رابطه بین کیفیت خدمات و توصیه برند نیز می‌تواند به غنای این حوزه پژوهشی بیفزاید.

در نهایت، این پژوهش با ارائه یک رویکرد روش‌شناختی نوآورانه و بینش‌های عملی، به خطوط هوایی امارات و سایر فعالان صنعت هوانوردی کمک می‌کند تا با درک عمیق‌تری از محرک‌های کلیدی رفتار و وفاداری مشتری، استراتژی‌های خدمات خود را بهینه ساخته و در یک بازار رقابتی فزاینده، مزیت پایدار کسب نمایند. پذیرش تصمیم‌گیری مبتنی بر داده و ذهنیت مشتری محور، کلید موفقیت بلندمدت در این صنعت خواهد بود.

فهرست منابع

کربلایی، مهسا؛ وظیفه دوست، حسین و حمدی، کریم. (۱۴۰۳). طراحی مدل وزنی شاخص‌های قیمت‌گذاری ارزش برند در صنعت خودرو. *فصلنامه علمی پژوهشی مدیریت برند*، ۱۱(۲)، ۲۳۱-۲۶۸.

حقیقی نسب، منیژه؛ میرزائیان خمسه، پیوند و سلطانی تاج آبادی، مرضیه. (۱۴۰۲). تأثیر بازاریابی رسانه اجتماعی بر ارزش ویژه برند با نقش میانجی تجربه برند و مزایای رسانه‌های اجتماعی. *فصلنامه علمی پژوهشی مدیریت برند*، ۱۰(۴)،۱۳-۶۶.

خسروی، ابوالفضل؛ فتحی، محمدرضا؛ سالاری کوه فینی، علیرضا و رضی محب سراج، سمیه. (۱۴۰۲). بررسی نقش فعالیت‌های رسانه‌های اجتماعی بر ارزش ویژه برند و واکنش مشتریان خطوط هوایی ماهان. *فصلنامه جاده*، ۳۱(۱۱۵)، ۲۳۹-۲۵۲.

خزایی، محمد امین. (۱۴۰۰). تحلیل و بررسی ارزش ویژه برند شرکت‌های هواپیمایی ایران و تأثیر آن بر روی قصد خرید مجدد مشتریان آن‌ها، *پژوهش‌های کاربردی در مدیریت و حسابداری*، ۲۱(۶)، ۷۵-۸۸.

Abedin, M. Z. Hajek, P., Sharif, T., Satu, M. S., & Khan, M. I. (2023). Modelling bank customer behaviour using feature engineering and classification techniques. *Research in International Business and Finance*, 65, 101913. https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2023.101913

Abubakar, A. M., & Ilkan, M. (2016). Impact of online WOM on destination trust and intention to travel: A medical tourism perspective. *Journal of Destination Marketing & Management*, 5(3), 192-201. https://doi.org/10.1016/j.jdmm.2015.12.005

Agag, G., Shehawy, Y. M., Almoraish, A., Eid, R., Lababdi, H. C., Labben, T. G., & Abdo, S. S. (2024). Understanding the relationship between marketing analytics, customer agility, and customer satisfaction: A longitudinal perspective. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 77, 103663. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103663

Alzaydi, Z. (2024). Examining the mediating effect of multi-channel integration quality in the relationship with service quality, customer satisfaction and customer loyalty in the Saudi banking sector. *Management & Sustainability: An Arab Review*, 3(2), 132-149. https://doi.org/10.1108/MSAR-12-2022-0061

Baker, D., Merkert, R., & Kamruzzaman, M. (2015). Regional aviation and economic growth: cointegration and causality analysis in Australia. *Journal of Transport Geography*, 43, 140-150. https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2015.02.001

Baswardono, W., Kurniadi, D., Mulyani, A., & Arifin, D. M. (2019, December). Comparative analysis of decision tree algorithms: Random forest and C4. 5 for airlines customer satisfaction classification. *In Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1402, No. 6, p. 066055). IOP Publishing. https://doi.org/10.1088/1742-6596/1402/6/066055

Baum, E. B. (1988). On the capabilities of multilayer perceptrons. *Journal of complexity*, 4(3), 193-215. https://doi.org/10.1016/0885-064X(88)90020-9

Boccia, M., Mancuso, A., Masone, A., Murino, T., & Sterle, C. (2024). New features for customer classification in the Flying Sidekick Traveling Salesman Problem. *Expert Systems with Applications*, 247, 123106. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.123106

Boisvert, J., & Khan, M. S. (2023). The impact of integrated multi-unit service touchpoints on word-of-mouth recommendations, product satisfaction, and repurchase intentions. *Journal of Strategic Marketing*, 31(1), 37-57. https://doi.org/10.1080/0965254X.2020.1864454

Budianto, A., Pradani, D. Y., Rachmania, N., Widiantoro, E., Damanik, A. D., & Cahyono, D. (2022). The relationship between service quality and customer satisfaction: a case study at Nh Beji Pharmacy. *Pharmacy Reports*, 2(1), 6-6. https://doi.org/10.51511/pr.6

Cho, V., & Chan, A. (2017). A study on the influence of eWOM using content analysis: how do comments on value for money, product sophistication and experiential feeling affect our choices?. *Enterprise Information Systems*, 11(6), 927-948.

https://doi.org/10.1080/17517575.2016.1154610

Choudhury, K. (2014). Service quality and word of mouth: a study of the banking sector. *International Journal of Bank Marketing*, 32(7), 612-627. https://doi.org/10.1108/IJBM-12-2012-0122

Cronin Jr, J. J., & Taylor, S. A. (1992). Measuring service quality: a reexamination and extension. *Journal of marketing*, 56(3), 55-68. https://doi.org/10.1177/002224299205600304

David Mc A, B. (2013). Service quality and customer satisfaction in the airline industry: A comparison between legacy airlines and low-cost airlines. *American journal of tourism research*, 2(1), 67-77. https://doi.org/10.11634/216837861403317

Dike, S. E., Davis, Z., Abrahams, A., Anjomshoae, A., & Ractham, P. (2024). Evaluation of passengers' expectations and satisfaction in the airline industry: an empirical performance analysis of online reviews. *Benchmarking: An International Journal*, 31(2), 611-639. https://doi.org/10.1108/BIJ-09-2021-0563

Farooq, M. S., Salam, M., Fayolle, A., Jaafar, N., & Ayupp, K. (2018). Impact of service quality on customer satisfaction in Malaysia airlines: A PLS-SEM approach. *Journal of Air Transport Management*, 67, 169-180. https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2017.12.008

Fazizah, A., Rakhmawati, A., Alfianto, E. A., & Husnah, D. N. (2024). Customer Satisfaction and Repurchase Intention in Terms of E-Commerce Logistics Service Quality and Recovery Service. *SKETSA BISNIS*, 11(1), 1-23. https://doi.org/10.35891/jsb.v11i1.4150

Firman, A., Ilyas, G. B., Reza, H. K., Lestari, S. D., & Putra, A. H. P. K. (2021). The mediating role of customer trust on the relationships of celebrity endorsement and e-WOM to Instagram Purchase intention. *Jurnal Minds: Manajemen Ide dan Inspirasi*, 8(1), 107-126. https://doi.org/10.24252/minds.v8i1.20594

FitzGerald, M., & Arnott, D. (1996). Understanding demographic effects on marketing communications in services. *International Journal of Service Industry Management*, 7(3), 31-45. https://doi.org/10.1108/09564239610122947

Ginting, Y., Chandra, T., Miran, I., & Yusriadi, Y. (2023). Repurchase intention of e-commerce customers in Indonesia: An overview of

the effect of e-service quality, e-word of mouth, customer trust, and customer satisfaction mediation. *International Journal of Data and Network Science*, 7(1), 329-340. https://dx.doi.org/10.5267/j.ijdns.2022.10.001

Goyette, I., Ricard, L., Bergeron, J., & Marticotte, F. (2010). e-WOM Scale: word-of-mouth measurement scale for e-services context. *Canadian Journal of Administrative Sciences/Revue Canadienne des Sciences de l'Administration*, 27(1), 5-23. https://doi.org/10.1002/cjas.129

Hannigan, T. J., Hamilton III, R. D., & Mudambi, R. (2015). Competition and competitiveness in the US airline industry. *Competitiveness Review*, 25(2), 134-155. https://doi.org/10.1108/CR-11-2014-0036

Hayadi, B. H., Kim, J. M., Hulliyah, K., & Sukmana, H. T. (2021). Predicting Airline Passenger Satisfaction with Classification Algorithms. *International Journal of Informatics and Information Systems*, 4(1), 82-94. https://doi.org/10.47738/ijiis.v4i1.80

He, X., Liu, Q., & Jung, S. (2024). The impact of recommendation system on user satisfaction: A moderated mediation approach. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, 19(1), 448-466. https://doi.org/10.3390/jtaer19010024

Hoque, U. S., Akhter, N., Absar, N., Khandaker, M. U., & Al-Mamun, A. (2023). Assessing service quality using SERVQUAL model: An empirical study on some private universities in Bangladesh. *Trends in Higher Education*, 2(1), 255-269. https://doi.org/10.3390/higheredu2010013

Ismail, S. M., Anter, M., & Abdel Fattah, M. A. (2023). The Impact of Demographic Variables on Decision Making Process in EGYPTAIR Airlines. *Minia Journal of Tourism and Hospitality Research MJTHR*, 15(1), 72-90. https://doi.org/10.21608/mjthr.2022.171200.1073

Jain, M., Dixit, S., & Shukla, A. (2023). Role of e-service quality, brand commitment and e-WOM trust on e-WOM intentions of millennials. *The International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*, 33(1), 23-43. https://doi.org/10.1080/09593969.2022.2070860

Jiang, H., & Zhang, Y. (2016). An investigation of service quality, customer satisfaction and loyalty in China's airline market. *Journal of air transport management*, 57, 80-88. https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.07.008

Jiewanto, A., Laurens, C., & Nelloh, L. (2012). Influence of service quality, university image, and student satisfaction toward WOM intention: A case study on Universitas Pelita Harapan Surabaya. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 40, 16-23. https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.03.155

Kashyap, S., Gupta, S., & Chugh, T. (2024). An empirical assessment of customer satisfaction of internet banking service quality–Hybrid model approach. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 41(1), 360-391. https://doi.org/10.1108/IJQRM-04-2022-0125

Khan, R. U., Salamzadeh, Y., Iqbal, Q., & Yang, S. (2022). The impact of customer relationship management and company reputation on customer loyalty: The mediating role of customer satisfaction. *Journal of Relationship Marketing*, 21(1), 1-26. https://doi.org/10.1080/15332667.2020.1840904

Kodithuwakku, S. P., & Weerasekera, D. S. (2023, June). Impact of service quality factors of courier/parcel delivery industry on online shopping customer satisfaction with reference to SERVQUAL model. In 2023 *International Research Conference on Smart Computing and Systems Engineering (SCSE)* (Vol. 6, pp. 1-7). IEEE. https://doi.org/10.1109/SCSE59836.2023.10215050

Lee, E., Kim, S., Kim, S., Jung, S., Kim, H., & Cha, M. (2024). Explainable Product Classification for Customs. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 15(2), 1-24. https://doi.org/10.1145/3635158

Lee, S., Lee, S. K., & Park, J. W. (2024). The Effect of Service Quality and Sustainability Practices on Brand Equity: The Case of Korean Air Passengers. *Sustainability*, 16(11), 4606. https://doi.org/10.3390/su16114606

López, M., & Sicilia, M. (2014). Determinants of E-WOM influence: The role of consumers' internet experience. *Journal of theoretical*

and applied electronic commerce research, 9(1), 28-43. https://doi.org/10.4067/S0718-18762014000100004

Maddern, H., Maull, R., Smart, A., & Baker, P. (2007). Customer satisfaction and service quality in UK financial services. *International Journal of Operations & Production Management*, 27(9), 999-1019. https://doi.org/10.1108/01443570710775838

Murat, W. R. W. N. S. C., Anwar, I. F., & Hashim, N. H. (2024). Service Quality, Brand Image, Customer Satisfaction, and Customer Loyalty towards Telecommunications Service Providers in Malaysia: A PLS-SEM Approach. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, 14(8), 490–504. http://dx.doi.org/10.6007/IJARBSS/v14-i8/22225

Oliver, R. L. (1977). Effect of expectation and disconfirmation on postexposure product evaluations: An alternative interpretation. *Journal of Applied Psychology*, 62(4), 480–486. https://doi.org/10.1037/0021-9010.62.4.480

Oliver, R. L. (1980). A cognitive model of the antecedents and consequences of satisfaction decisions. *Journal of marketing research*, 17(4), 460-469. https://doi.org/10.1177/002224378001700405

Parasuraman, A., Zeithaml, V. A., & Berry, L. L. (1985). A conceptual model of service quality and its implications for future research. *Journal of marketing*, 49(4), 41-50. https://doi.org/10.1177/002224298504900403

Prabadevi, B., Shalini, R., & Kavitha, B. R. (2023). Customer churning analysis using machine learning algorithms. *International Journal of Intelligent Networks*, 4, 145-154. https://doi.org/10.1016/j.ijin.2023.05.005

Ramchoun, H., Ghanou, Y., Ettaouil, M., & Janati Idrissi, M. A. (2016). Multilayer perceptron: Architecture optimization and training. http://doi.org/10.9781/ijimai.2016.415

Rasheed, R. and Rashid, A. (2024), "Role of service quality factors in word of mouth through student satisfaction", *Kybernetes*, Vol. 53 No. 9, pp. 2854-2870. https://doi.org/10.1108/K-01-2023-0119

Safari, A., Riyanti, A., & Fadli, U. M. D. (2024). The Influence of Electronic Service Quality on Customer Satisfaction with Brand

Trust as a Moderating Variable. *Jurnal Ilmiah Edunomika*, 8(2). http://dx.doi.org/10.29040/jie.v8i2.12824

Seo, E. J., Park, J. W., & Choi, Y. J. (2020). The effect of social media usage characteristics on e-WOM, trust, and brand equity: Focusing on users of airline social media. *Sustainability*, 12(4), 1691. https://doi.org/10.3390/su12041691

Sharma, V., Jangir, K., Gupta, M., & Rupeika-Apoga, R. (2024). Does service quality matter in FinTech payment services? An integrated SERVQUAL and TAM approach. *International Journal of Information Management Data Insights*, 4(2), 100252. https://doi.org/10.1016/j.jjimei.2024.100252

Shiwakoti, N., Jiang, H., & Nguyen, A. D. (2022). Passengers' perception of safety and its relationship with demographics, service quality, satisfaction and loyalty in airlines sector-A case study of Vietnam to Australia route. *Transport Policy*, 124, 194-202. https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2021.04.029

Souki, G. Q., Oliveira, A. S. D., Barcelos, M. T. C., Guerreiro, M. M. M., Mendes, J. D. C., & Moura, L. R. C. (2023). Does guests-perceived value for money affect WOM and eWOM? The impact of consumer engagement on SNS on eWOM. *The TQM Journal*. https://doi.org/10.1108/TQM-03-2023-0088

Sudirjo, F., Dewi, L. K. C., Febrian, W. D., Sani, I., & Dharmawan, D. (2024). The Measurement Analysis of Online Service Quality Toward State Banking Customers Using Structural Equation Modeling. *Jurnal Informasi Dan Teknologi*, 50-56. https://doi.org/10.60083/jidt.v6i1.471

Sutriani, S., Muslim, M., & Ramli, A. H. (2024). The Influence Of Experience, Satisfaction And Service Quality On Word Of Mouth Intentions And Customer Loyalty. *Jurnal Ilmiah Manajemen Kesatuan*, 12(4), 1037-1052. https://doi.org/10.37641/jimkes.v12i4.2605

Temory, M. D. (2024). The Effect of Service Quality on Customer Satisfaction and Loyalty: A Case Study of Hotel Industry in Afghanistan. *International Journal of Business and Management Review*, 12(5), 21-38. https://doi.org/10.37745/ijbmr.2013/vol12n52138

Venkatakrishnan, J., Alagiriswamy, R., & Parayitam, S. (2023). Web design and trust as moderators in the relationship between e-service quality, customer satisfaction and customer loyalty. *The TQM Journal*, 35(8), 2455-2484. https://doi.org/10.1108/TQM-10-2022-0298

Zeithaml, V. A., Berry, L. L., & Parasuraman, A. (1996). The behavioral consequences of service quality. *Journal of marketing*, 60(2), 31-46. https://doi.org/10.1177/002224299606000203

Zhao, L., Zuo, Y., & Yada, K. (2023). Sequential classification of customer behavior based on sequence-to-sequence learning with gated-attention neural networks. *Advances in Data Analysis and Classification*, 17(3), 549-581. https://doi.org/10.1007/s11634-022-00517-3.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی