https://nmrj.ui.ac.ir/
New Marketing Research Journal
E-ISSN: 2228- 7744
Vol. 15, Issue 3, No.58, 2025
Document Type: Research Paper
Received: 27/05/2025 Accepted: 06/09/2025

Explaining a Conceptual Model of Artificial Intelligence Applications in Digital Marketing with an Emphasis on Enhancing Consumer Loyalty: A Mixed-Methods Approach

Afshin Alipour *
Assistant professor, Department of Business Management, Faculty of Management and Industrial Engineering, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran
a.alipour@mut.ac.ir

Ali Naeimi Khondabi
Master's student, Department of Business Management, Faculty of Management and Industrial Engineering, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran
alinaeimi8092@gmail.com

Mohammadreza Zolghadr
Master's student, Department of Business Management, Faculty of Management and Industrial Engineering, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran
reza76zolghadr76@gmail.com

Abstract

This research aimed to design, validate, and elucidate a conceptual model for harnessing Artificial Intelligence (AI) in digital marketing, specifically to enhance consumer loyalty. The study was conducted in 4 structured phases. First, key components were identified through a systematic literature review (meta-synthesis) of 53 academic sources. In the second phase, the fuzzy Delphi method was utilized with 10 industry experts to validate the relevance of the content and achieve expert consensus. The third phase employed Interpretive Structural Modeling (ISM) to analyze and structure the causal relationships among 26 identified components. Finally, MICMAC analysis was used to categorize these components based on their driving power and dependence. The resulting model integrated both technological enablers—such as supervised, unsupervised, and reinforcement learning, Natural Language Processing (NLP), Large Language Models (LLMs), recommender systems, and Graph Neural Networks (GNNs)—and human-centric psychological dimensions, including flow experience, perceived value, satisfaction, trust, and consumer engagement, across 4 hierarchical levels. The findings indicated that foundational elements like “Reinforcement Learning” and “Natural Language Processing” served as primary drivers, while behavioral and attitudinal outcomes, such as “loyalty”, “brand advocacy”, and

*Corresponding author
Alipour, A. , Naeimi Khondabi, A. and Zolghadr, M. (2025). Explaining a Conceptual Model of Artificial Intelligence Applications in Digital Marketing with an Emphasis on Enhancing Consumer Loyalty: A Mixed-Methods Approach. *New Marketing Research Journal*, 15 (3), 105 - 132 .

2228-7744 © The Author(s). Published by University of Isfahan
This is an open access article under the CC BY-NC 4.0 License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0).

10.22108/nmrj.2025.145405.3194

"eWOM" ranked at the top of the model. The model's innovation lay in its structured synthesis of data-driven AI technologies and human perception layers—a perspective often overlooked in previous frameworks. Practical implications were discussed, providing marketers with guidelines for deploying AI-based tools, such as recommender engines, real-time pricing algorithms, and sentiment analysis through NLP. The study concluded with recommendations for future research on industry-specific applications (e.g., fintech, edtech, tourism) and the ethical considerations surrounding AI-driven marketing decisions.

Keywords*:* Digital Marketing, Artificial Intelligence (AI), Consumer Loyalty, Interpretive Structural Modeling (ISM), Delphi Method.

Introduction

Rapid advancement of digital transformation has fundamentally altered the modern marketing landscape. With the emergence of sophisticated technologies, such as machine learning, cloud computing, the Internet of Things (IoT), and particularly Artificial Intelligence (AI), marketing has become increasingly data-driven and experience-oriented. As a cornerstone of the fourth industrial revolution, AI enables organizations to automate processes, gain deep insights into consumer behavior, predict preferences, and personalize interactions in real time. This transformation has significantly reshaped how companies engage with consumers, devise strategies, and cultivate long-term loyalty. In today's highly competitive and fast-evolving market, consumers demand immediacy, relevance, and personalization. AI technologies facilitate companies in meeting these expectations by analyzing vast amounts of consumer data and generating insights that inform tailored marketing efforts. For instance, recommendation systems on platforms like Amazon and Netflix, chatbots utilizing natural language processing, and predictive analytics employed by financial institutions exemplify AI's pervasive influence. Despite this growth, there remains a notable absence of an integrated model that synthesizes these diverse AI applications into a coherent framework while considering psychological, experiential, and ethical dimensions. Current research often focuses on specific AI tools in marketing; some studies examine predictive models for customer churn, while others investigate NLP in sentiment analysis. While these inquiries are valuable, they frequently overlook the broader context—how various AI elements interconnect to impact customer loyalty. Loyalty is a multifaceted concept shaped not only by repeated transactions, but also by attitudinal factors, such as trust, perceived value, and brand advocacy. The role of AI in fostering these deeper loyalty outcomes is yet to be clearly defined. Addressing this gap is crucial both academically and practically. From an academic perspective, it enriches marketing theory by integrating technological and behavioral dimensions. Practically, it provides guidance for practitioners seeking to leverage AI responsibly and effectively. The primary research question guiding this study was: What are the key applications of AI in digital marketing and how can these be organized into a conceptual framework that elucidates their role in enhancing consumer loyalty? By answering this question, the study aimed to advance the theory of AI-enabled marketing and present a structured, practical model that aligned advanced technologies with human-centered values.

Materials & Methods

Research Design

This study employed a qualitative, exploratory, and applied research design aimed at developing a conceptual model. This approach was particularly well-suited for topics that remained underexplored and required the construction of a grounded framework rather than mere hypothesis testing. The methodological process was executed in 3 phases: meta-synthesis, Delphi validation, and structural modeling using ISM and MICMAC techniques.

Phase 1: Meta-Synthesis

The first stage involved a systematic literature review conducted through the Scopus, ScienceDirect, and Emerald databases. The inclusion criteria specified publications from 2015 to 2025 that were indexed in reputable journals and explicitly focused on AI applications in marketing or consumer behavior. A total of 53 articles met these criteria. Utilizing MAXQDA software, a 3-stage coding process (open, axial, and selective) was implemented, resulting in the extraction of 26 components categorized into technological, experiential, and socio-ethical dimensions. This meta-synthesis ensured comprehensive coverage of both empirical and conceptual contributions.

Phase 2: Delphi Method

To validate the identified components, the Delphi method was employed with a panel of 10 experts, comprising both academic researchers and senior industry professionals. The Delphi technique was chosen for its effectiveness in achieving consensus on complex, multi-dimensional constructs. Two iterative rounds of surveys were conducted, yielding a high reliability coefficient (Cohen's Kappa = 0.82) and indicating strong agreement among the experts. The panel confirmed the relevance of the 26 components and suggested two refinements: (1) incorporating "AI-driven responses to competitor strategies" within the context of reinforcement learning and (2) including "sentiment-informed CSR initiatives". These additions underscored the dynamic and ethical dimensions of AI in marketing.

Phase 3: ISM and MICMAC Analyses

Interpretive Structural Modeling (ISM) was employed to map the relationships among the identified components and construct a hierarchical model. This approach clarified which elements served as foundational drivers and which were outcomes. Complementing ISM, MICMAC analysis was utilized to classify the components based on their driving and dependence power. The combined analysis revealed 4 categories: driving forces (e.g., reinforcement learning), linkage factors (e.g., transparency), dependent outcomes (e.g., loyalty), and relatively autonomous elements (e.g., multi-sensory engagement).

Together, these methodological phases ensured rigor by integrating breadth (literature synthesis), depth (expert validation), and structure (hierarchical modeling).

Research Findings

Core Components and Hierarchical Layers

The validated model comprised 26 components organized into 4 hierarchical layers:

1. Technological Enablers: This layer included supervised and unsupervised learning, reinforcement learning, Natural Language Processing (NLP), Large Language Models (LLMs), generative AI models, recommender systems, and graph neural networks. Together, these elements formed the infrastructural backbone that facilitated advanced data analysis, prediction, and personalization.

2. Consumer Experience and Perception: This layer encompassed constructs, such as flow experience, perceived value, consumer satisfaction, trust, algorithmic transparency, human-like interaction, and multi-sensory engagement. These factors mediated the relationship between technological enablers and outcomes related to loyalty.

3. Socio-Ethical Considerations: This layer was defined by Corporate Social Responsibility (CSR), ethical issues in LLMs, fairness, privacy, and consumer engagement in CSR, reflecting the growing demand for responsible and ethical AI practices.

4. Behavioral Outcomes: At the pinnacle of the model were attitudinal loyalty, behavioral loyalty, electronic word-of-mouth, and brand advocacy, and consumer recommendation intentions— outcomes that organizations valued most.

ISM–MICMAC Results

The hierarchical analysis yielded the following classifications:

- ***Drivers:*** Reinforcement learning, LLMs, and recommender systems served as critical initiators within the model.
- ***Linkage Factors:*** Transparency, flow experience, and NLP-driven sentiment analysis mediated the relationship between technological enablers and behavioral outcomes.
- ***Dependents:*** Loyalty measures, consumer satisfaction, and electronic word-of-mouth emerged as dependent outcomes.
- ***Autonomous Elements:*** Peripheral factors, such as multi-sensory engagement and AI-assisted user-generated content, exerted comparatively lower influence.

This analysis highlighted a clear causal pathway: technological foundations shaped consumer experiences, which were moderated by socio-ethical considerations and, in turn, drove loyalty-related behaviors.

Discussion of Results & Conclusion

Hypothesis Validation

The study provided empirical support for 6 hypotheses:

1. Supervised learning enhances the predictive accuracy of consumer behavior.
2. Unsupervised learning facilitates segmentation and the identification of hidden patterns.
3. Reinforcement learning enables adaptive, real-time decision-making.
4. Flow experience supported by AI positively influences consumer loyalty.
5. AI-driven personalization of perceived value strengthens both attitudinal and behavioral loyalty.
6. CSR initiatives informed by sentiment analysis reinforce brand trust and advocacy.

Theoretical Contributions

This study contributed to the literature by proposing a holistic conceptual model that integrated AI technologies with consumer psychological constructs and ethical considerations. Unlike prior fragmented research, the model introduced a layered structure that systematically connected technological enablers to loyalty outcomes. This integration enhanced our theoretical understanding of how AI-driven personalization and responsible data practices jointly shaped sustainable consumer relationships.

Managerial Implications

- ***Recommendation Systems:*** Organizations should implement advanced AI engines (e.g., matrix factorization and deep learning-based recommenders) to provide highly tailored consumer experiences.
- ***Sentiment Analysis:*** NLP models, such as BERT and GPT-4, can be utilized to decode consumer emotions, thereby informing CSR strategies and enhancing communication effectiveness.
- ***Experience Design:*** AI can facilitate immersive and adaptive digital experiences that foster consumer engagement and promote flow states.
- ***Ethical AI Practices:*** Managers must prioritize transparency, fairness, and privacy in AI applications to ensure long-term consumer trust and loyalty.

Limitations and Future Research

A key limitation of this study was its reliance on expert judgment. Empirical validation using large-scale consumer datasets is essential to strengthen the robustness of the proposed model. Future research should adopt quantitative approaches, such as Structural Equation Modeling (SEM) or longitudinal designs. Additionally, sector-specific adaptations (e.g., fintech, healthcare, and education) can enhance external validity. Cross-cultural comparisons would further elucidate how cultural contexts moderate AI-driven loyalty formation. Finally, the ethical challenges associated with LLMs—including bias, misinformation, and privacy risks—warrant deeper scholarly investigation.

Conclusion

This research presented a structured conceptual model that integrated the technological, experiential, and socio-ethical dimensions of AI-driven digital marketing, positioning consumer loyalty as the ultimate outcome. The model offered both theoretical insights and practical guidance, emphasizing the necessity of aligning AI tools with human values and social responsibility. In doing so, it establishes a foundation for future empirical investigations and for responsible application of AI in managerial practice.

تحقیقات بازاریابی نوین
سال پانزدهم، شماره سوم، شماره پیاپی (۵۸) ۱۴۰۴
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۳/۶ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۶/۱۵
ص: ۱۳۲- ۱۰۵

مقاله پژوهشی

تبیین مدل مفهومی کاربردهای هوش مصنوعی در بازاریابی دیجیتال با تأکید بر تقویت وفاداری مصرف‌کننده: یک رویکرد ترکیبی

افشین علی‌پور [۱] * ، علی نعیمی‌خندابی [۲] ، محمدرضا ذوالقدر [۳]

۱- استادیار گروه مدیریت، مجتمع مدیریت و مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران
Afshin_alipour@yahoo.com
۲- دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مدیریت، مجتمع مدیریت و مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران
Alinaeimi8092@gmail.com
۳- دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مدیریت، مجتمع مدیریت و مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران
Reza76zolghadr76@gmail.com

چکیده

هدف اصلی این پژوهش، طراحی، تبیین و اعتبارسنجی یک مدل مفهومی برای کاربردهای هوش مصنوعی در بازاریابی دیجیتال با تمرکز بر تقویت وفاداری مصرف‌کننده است. پژوهش در چهار مرحله انجام شد: ابتدا با استفاده از روش فراترکیب، مؤلفه‌های کلیدی از میان ۵۳ منبع علمی معتبر استخراج و سپس در مرحلهٔ دوم، با بهره‌گیری از تکنیک دلفی فازی و نظرسنجی از ۱۰ نفر از خبرگان، روایی محتوایی و توافق تخصصی مؤلفه‌ها سنجش و تثبیت شد. در مرحلهٔ سوم، با به‌کارگیری روش مدل‌سازی ساختاری-تفسیری (ISM)، روابط بین ۲۶ مؤلفهٔ کلیدی تحلیل و لایه‌بندی شدند. در مرحلهٔ نهایی نیز تحلیل MICMAC برای طبقه‌بندی مؤلفه‌ها براساس قدرت نفوذ و وابستگی صورت گرفت. مدل نهایی، تلفیقی از مؤلفه‌های فناورانه (نظیر یادگیری ماشین، NLPS، LLMS، سیستم‌های توصیه‌گر وGNNS) و ابعاد انسانی‌روان‌شناختی (نظیر تجربهٔ جریان، ارزش درک‌شده، اعتماد، درگیری و رضایت) را در چهار لایهٔ ساختاری ارائه می‌دهد. یافته‌ها نشان داد که مؤلفه‌هایی همچون «یادگیری تقویتی» و «پردازش زبان طبیعی» در لایه‌های پایه‌ای، و مؤلفه‌هایی چون «رضایت»، «وفاداری» و «حمایت از برند» در لایه‌های سطح بالا جای می‌گیرند. نوآوری این مدل در ترکیب ساخت‌یافتهٔ داده‌محورهای هوش مصنوعی با ادراکات انسانی مصرف‌کننده است که کمتر در پژوهش‌ها و منابع پیشین دیده شده است. در پایان، کاربردهای مدیریتی مدل در طراحی تجربهٔ دیجیتال مشتری، پیاده‌سازی عملی سیستم‌های توصیه‌گر و تحلیل احساسات مشتری ازطریق NLP تبیین شده است. همچنین، پیشنهادهایی برای توسعهٔ مدل در صنایع خاص و چالش‌های اجرایی آن مطرح شد.

کلید واژه‌ها: بازاریابی دیجیتال، هوش مصنوعی (Artificial Intelligence)، وفاداری مصرف‌کننده، مدل‌سازی ساختاری-تفسیری (ISM: Interpretive Structural Modeling)، روش دلفی.

---

* نویسنده مسؤول

علی‌پور، افشین، نعیمی‌خندابی، علی و ذوالقدر، محمدرضا . (۱۴۰۴). تبیین مدل مفهومی کاربردهای هوش مصنوعی در بازاریابی دیجیتال با تأکید بر تقویت وفاداری مصرف کننده: یک رویکرد ترکیبی، *تحقیقات بازاریابی نوین*، ۱۵ (۳)، ۱۰۵- ۱۳۲ .

2228-7744 © The Author(s). Published by University of Isfahan
This is an open access article under the CC BY-NC 4.0 License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0).

10.22108/nmrj.2025.145405.3194

۱. مقدمه

در دهه‌های اخیر، شتاب تحولات فناورانه، ساختارهای سنتی کسب‌وکارها را به‌طور اساسی دگرگون ساخته است. یکی از نمودهای بسیار مهم این دگرگونی، ورود فناوری‌های نوینی همچون یادگیری ماشین، کلان‌داده، رایانش ابری، اینترنت اشیا و به‌ویژه هوش مصنوعی (AI) به عرصهٔ مدیریت و بازاریابی است؛ پدیده‌ای که در قالب تحول دیجیتال شناخته می‌شود (Li et al., ; Huang & Rust, 20212023a). این تغییرات با به چالش کشیدن مرزهای سنتی رقابت، باعث شکل‌گیری مدل‌های جدید ارزش‌آفرینی، تجربه‌سازی و وفادارسازی در فضای دیجیتال شده است.

در این میان، بازاریابی به‌عنوان یکی از پویاترین حوزه‌های مدیریت که به‌طور مستقیم با تحلیل نیازهای مشتریان و طراحی تعاملات برند درگیر است، پیشگام پذیرش فناوری‌های هوشمند بوده و به‌واسطهٔ ماهیت داده‌محور این حوزه، بستر مناسبی برای استقرار الگوریتم‌ها و مدل‌های هوشمند فراهم آورده است (Enshassi et al., 2025). بررسی مطالعات اخیر نشان می‌دهد که هوش مصنوعی در بازاریابی، دیگر محدود به خودکارسازی نیست؛ بلکه زمینه‌ساز درک عمیق احساسات مشتری، طراحی کمپین‌های شخصی‌سازی‌شده، و بهینه‌سازی لحظه‌ای تعاملات شده است (Makivić et al., 2024; Lemon & Verhoef, 2016). با افزایش حجم و پیچیدگی داده‌های رفتاری، سازمان‌ها برای حفظ مزیت رقابتی نیازمند تحلیل‌هایی دقیق، سریع و اطمینان‌بخش‌اند. الگوریتم‌هایی مانند یادگیری نظارت‌شده، بدون نظارت، یادگیری تقویتی، سیستم‌های توصیه‌گر و پردازش زبان طبیعی در این میان نقش مؤثری یافته‌اند (Ruangkanjanases et al., 2024)؛ برای مثال، یادگیری تقویتی به شرکت‌ها این امکان را می‌دهد تا در وضعیت متغیر بازار، تصمیم‌های پویایی در حوزه‌هایی همچون تبلیغات، قیمت‌گذاری و پیشنهاد محصول اتخاذ کنند (Hardcastle et al., 2025). مطابق با گزارش مؤسسهٔ DMRC در سال ۲۰۲۴، یکی از نیازهای حیاتی بازاریابان در سال‌های اخیر، بهره‌گیری از مدل‌های هوش مصنوعی و کمک‌کننده در تصمیم‌گیری بوده است؛ مدل‌هایی که بتوانند هم مؤلفه‌های فناورانه را پوشش دهند و هم ابعاد انسانی مانند رضایت، اعتماد و تجربهٔ دیجیتال را تبیین کنند. باوجود رشد سریع پژوهش‌های این حوزه، اغلب پژوهش‌های انجام‌شده به بررسی پراکندهٔ کاربردهای هوش مصنوعی در بازاریابی پرداخته است و تدوین چارچوبی جامع که این کاربردها را در مسیری علّی-مفهومی ترکیب کند، کمتر مشاهده شده است (Chatterjee et al., 2019). بر همین اساس، طراحی مدلی مفهومی که بتواند کاربردهای کلیدی و عملیاتی هوش مصنوعی را در بازاریابی دیجیتال؛ استخراج، سازمان‌دهی و سطح‌بندی کند، ضرورتی علمی و عملی به شمار می‌رود. چنین مدلی، از یک سو در توسعهٔ نظریه و پژوهش در حوزهٔ بازاریابی هوشمند مؤثر است و ازسوی‌دیگر برای مدیران بازاریابی، برای برنامه‌ریزی راهبردی داده‌محور، کاربردی خواهد بود.

پژوهش حاضر با هدف پاسخ به این نیاز، طی سه مرحله طراحی شده است: نخست، با استفاده از روش فراترکیب، ضمن بررسی و تحلیل پنجاه مقالهٔ علمی منتشرشده بین سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۵، از تکنیک دلفی برای اعتبارسنجی و تکمیل مدل مفهومی اولیه بهره گرفته شد. در نهایت، با استفاده از رویکرد مدل‌سازی ساختاری-تفسیری (ISM) و تحلیل MICMAC، سطح‌بندی مؤلفه‌ها و تبیین روابط بین آن‌ها انجام شد.

فراترکیب به‌عنوان یکی از روش‌های پرکاربرد

کیفی، امکان کشف مفاهیم پنهان از دل مطالعات پیشین را فراهم می‌آورد و از تجمیع صِرف داده‌ها فراتر می‌رود (Sang, 2024). در این فرایند، کاربردهای مختلف هوش مصنوعی در بازاریابی نظیر تحلیل احساسات، هدف‌گیری رفتاری، پیشنهاد خودکار محتوا، تحلیلCSR و نیز طراحی تجربهٔ جریان دیجیتال استخراج شد. تکنیک دلفی نیز به‌دلیل امکان اجماع‌سازی تدریجی و اصلاح ساختار براساس دانش ضمنی خبرگان، به‌عنوان روشی مناسب برای تقویت روایی مدل استفاده شد (Mustak et al., 2021).

بر این اساس، پرسش اصلی پژوهش چنین طرح می‌شود:

کاربردهای کلیدی و عملیاتی هوش مصنوعی در بازاریابی دیجیتال کدام‌اند و چگونه می‌توان آن‌ها را در قالب یک مدل مفهومی اجراشدنی طبقه‌بندی، ارزیابی و سطح‌بندی کرد؟

پاسخ به این پرسش، گامی مهم برای توسعهٔ نظریه‌محور و کاربردی در حوزهٔ بازاریابی دیجیتال محسوب می‌شود و می‌تواند زمینه‌ساز طراحی راهبردهای داده‌محور با حفظ ساختار انسانی تعامل برند و مصرف‌کننده باشد.

۲. مبانی نظری

۲-۱. هوش مصنوعی:

هوش مصنوعی(AI) به‌عنوان یکی از پیشران‌های اصلی انقلاب صنعتی چهارم، توانایی بازتعریف فرایندهای سازمانی، به‌ویژه در حوزهٔ بازاریابی را دارد. در ساده‌ترین تعریف، هوش مصنوعی به سیستمی اطلاق می‌شود که می‌تواند بر پایهٔ داده، تصمیم‌گیری کند، الگوها را بیاموزد و اقدام‌های خود را به‌صورت خودکار بهبود بخشد (Chintalapati & Pandey, 2022). این فناوری در حوزه‌های گوناگونی چون یادگیری ماشین، تحلیل احساسات، پردازش زبان طبیعی و بینایی رایانه‌ای به کار گرفته شده است (Mustak et al., 2021).

یادگیری ماشین (Machine Learning)، یکی از زیرشاخه‌های کلیدی هوش مصنوعی است که در آن، الگوریتم‌ها از داده‌ها الگو می‌سازند و بدون برنامه‌ریزی صریح، عملکرد خود را بهبود می‌دهند Wedel & Kannan (2016) آن را نوعی فناوری توصیف می‌کنند که از داده‌های تاریخی برای پیش‌بینی رفتار آینده و بهینه‌سازی تصمیم‌گیری استفاده می‌کند. این یادگیری به سه دسته تقسیم می‌شود: ۱. نظارت‌شده؛ ۲. بدون نظارت؛ ۳. تقویتی.

در یادگیری نظارت‌شده، الگوریتم با داده‌هایی آموزش می‌بیند که خروجی آن‌ها مشخص است. این روش برای دسته‌بندی، پیش‌بینی فروش و تحلیل پاسخ کمپین‌های بازاریابی کاربرد فراوان دارد (Murire, 2024). نتایج پژوهش Scridon et al. (2019) نیز نشان می‌دهد که استفاده از این نوع یادگیری در بازاریابی، دقت پیش‌بینی رفتار مشتریان را تا ۳۰درصد افزایش داده است؛ بنابراین،

فرضیهٔ اول: یادگیری نظارت‌شده به‌طور مثبت بر دقت پیش‌بینی رفتار مشتری تأثیر دارد.

در یادگیری بدون نظارت، داده‌ها بدون خروجی مشخص تحلیل می‌شوند و الگوریتم سعی می‌کند الگوها یا خوشه‌های پنهان را کشف کند. این روش در تحلیل بخش‌بندی مشتریان، تشخیص الگوهای خرید و نیز تحلیل دیدگاه‌های مشتریان کاربرد دارد (Wu & Chou, 2011). مطالعات اخیر نشان داده است که خوشه‌بندی خودکار مشتریان براساس داده‌های رفتاری می‌تواند راهبردهای شخصی‌سازی را مؤثرتر سازد (John et al., 2023). بنابراین، فرضیهٔ دوم: یادگیری

بدون نظارت موجب شناسایی مؤثر الگوهای پنهان مشتری می‌شود.

در یادگیری تقویتی، الگوریتم با آزمون‌وخطا از محیط بازخورد گرفته و بهینه‌ترین تصمیم‌ها را انتخاب می‌کند. کاربرد این روش در بازاریابی شامل توصیه‌گرهای پویا، زمان‌بندی تبلیغات و پیشنهاد قیمت در لحظه است (Abe et al., 2004)، به‌ویژه در پلتفرم‌های فروش آنلاین، یادگیری تقویتی نقش مهمی در افزایش میزان تبدیل دارد. بر این اساس، فرضیهٔ سوم: یادگیری تقویتی باعث بهبود تصمیم‌گیری آنی در بازاریابی دیجیتال می‌شود.

در کنار این روش‌ها، مدل‌های پیشرفته‌ای مانند شبکه‌های عصبی عمیق (Deep Neural Networks)، ابزاری انعطاف‌پذیر در تحلیل داده‌های پیچیده و چندبُعدی شناخته می‌شوند؛ به‌عنوان مثال، شبکه‌های LSTM در تحلیل روندهای زمانی بازاریابی و رفتار خرید آنلاین بسیار مؤثر بوده‌اند (Nagi & Wu, 2022).

۲-۲. بازاریابی دیجیتال:

در حوزهٔ بازاریابی، هدف نهایی، نه‌تنها ایجاد فروش، بلکه ساخت ارتباطی پایدار میان برند و مشتری است. این ارتباط، زمانی معنا پیدا می‌کند که مشتری در طول مسیر تعامل با برند، نوعی درگیری شناختی و هیجانی مثبت را تجربه کند. یکی از مفاهیمی که در ادبیات بازاریابی رفتاری و تجربه‌محور به‌طور گسترده بدان توجه شده، تجربهٔ جریان (Flow Experience) است. این مفهوم، برای نخستین بار در روان‌شناسی مطرح شد؛ اما با گسترش بازاریابی دیجیتال، جایگاه ویژه‌ای در تحلیل رفتار مصرف‌کننده یافته است.

در چارچوب بازاریابی دیجیتال، تجربهٔ جریان، اغلب زمانی رخ می‌دهد که کاربر در تعامل با پلتفرمی، احساس غوطه‌وری، تمرکز، کنترل و لذت پایدار را تجربه کند. در پژوهش‌های پیشین، ازجمله Ye & Ching (2023)، رابطهٔ مستقیم بین تجربهٔ جریان و قصد خرید مجدد در پلتفرم‌های آنلاین تأیید شده است. در این زمینه، هوش مصنوعی به‌عنوان ابزاری تسهیلگر، قابلیت آن را دارد که ازطریق شخصی‌سازی بی‌درنگ محتوا، تطبیق خودکار سطح چالش‌ها و طراحی تعاملی با رفتار کاربر، بستر لازم برای ایجاد تجربهٔ جریان را مهیا کند (Chintalapati & Pandey, 2022).

برای مثال، الگوریتم‌های پیشنهاددهندهٔ هوشمند، با تجزیه‌وتحلیل علایق لحظه‌ای مشتری، می‌توانند محیطی یکپارچه و بدون گسست رفتاری ایجاد کنند که در آن کاربر دچار توقف ذهنی یا حواس‌پرتی نشود. این نوع از تجربه، در ادبیات بازاریابی به‌ویژه درزمینهٔ افزایش درگیری ذهنی با برند و افزایش وفاداری نگرشی شناخته شده است.

فرضیهٔ چهارم: تجربهٔ جریان، زمانی که با کمک فناوری هوش مصنوعی در بستر بازاریابی دیجیتال طراحی شود، تأثیر مثبت‌تری بر وفاداری مصرف‌کننده دارد.

از دیگر مؤلفه‌های محوری در تبیین رفتار مصرف‌کننده، ارزش درک‌شده (Perceived Value) است. ارزش درک‌شدهٔ مفهومی ذهنی و چندبُعدی است که براساس مقایسهٔ منافع و هزینه‌های دریافت‌شده ازسوی مشتری تعریف می‌شود. در متون کلاسیک بازاریابی، این ارزش بیشتر بر پایهٔ عوامل ملموس چون قیمت و کیفیت تعریف می‌شد؛ اما در عصر دیجیتال، ارزش از ابعاد شخصی‌سازی‌شده، احساسی، و تجربی نیز متأثر است (Jie et al., 2022).

هوش مصنوعی با استفاده از داده‌های رفتاری مشتری و الگوریتم‌های تحلیل پیش‌بین، می‌تواند محتوا، محصول یا

حتی پیشنهادهای قیمتی را به‌گونه‌ای تنظیم کند که برای هر مشتری، بیشترین تناسب ادراکی را داشته باشد. این نوع از تطبیق هوشمند، سطح رضایت را افزایش داده و منجر به شکل‌گیری ارزش درک‌شدهٔ منحصربه‌فردی می‌شود که در ادامه، خود را در قالب وفاداری رفتاری و نگرشی نشان می‌دهد (Cillo & Rubera, 2024).

در پژوهش‌های Yum & Kim (2024) و Beneke & Carter (2015)، تأکید شده که مصرف‌کننده، زمانی به برند وفادار باقی می‌ماند که احساس کند برند، دقیقاً چیزی را ارائه می‌دهد که او می‌خواهد –نه‌فقط محصولی باکیفیت، بلکه یک تجربهٔ ارزشمند شخصی‌سازی‌شده– این دقیقاً همان‌جایی است که الگوریتم‌های هوشمند، نقش میانجی مؤثر بین درک ارزش و رفتار وفادار ایفا می‌کنند.

فرضیهٔ پنجم: ارزش درک‌شده، هنگامی که ازطریق هوش مصنوعی در قالب پیشنهادهای شخصی‌سازی‌شده و زمانمند تقویت شود، به‌طور معناداری وفاداری مصرف‌کننده را افزایش می‌دهد.

در کنار عوامل رفتاری و ادراکی، امروزه بازاریابی باید به بُعد اخلاقی و اجتماعی عملکرد برند نیز پاسخ دهد .مسئولیت اجتماعی شرکت (CSR) یکی از جنبه‌های مهم برندینگ پایدار و اثربخش در بازاریابی مدرن است. در محیطی که مشتریان آگاه‌تر از گذشته شده‌اند، تعهد برند به مسائل اجتماعی، محیط‌زیستی و انسانی، بخشی از تجربهٔ کلی آن برند محسوب می‌شود. در این زمینه نیز، هوش مصنوعی ابزاری مؤثر برای شناخت دغدغه‌های اجتماعی مشتریان، سنجش بازخورد عمومی و هدف‌گیری بهتر فعالیت‌های CSR است (Le et al., 2022).

برای مثال، تحلیل داده‌های شبکه‌های اجتماعی ازطریق الگوریتم‌های NLP می‌تواند زمینه‌های اصلی حساسیت مخاطبان را شناسایی کند و شرکت‌ها را در طراحی کمپین‌های CSR هدفمند یاری رساند. همچنین، ارائهٔ شخصی‌سازی‌شدهٔ نتایج اقدام‌های CSR برای هر دسته از مشتریان، احساس مشارکت و اعتماد را تقویت کرده و تمایل به تبلیغات دهان‌به‌دهان مثبت را افزایش می‌دهد (Ngai & Wu, 2022).

فرضیه ششم: مسئولیت اجتماعی شرکت، زمانی که با تحلیل هوشمند داده‌ها هدایت و شخصی‌سازی شود، تأثیر معناداری بر افزایش وفاداری مصرف‌کننده دارد.

درمجموع، می‌توان گفت که مفاهیمی مانند تجربهٔ جریان، ارزش درک‌شده و CSR، در گذشته نیز در بازاریابی مؤثر بوده‌اند؛ اما در ترکیب با هوش مصنوعی به سطح جدیدی از کارایی و قابلیت هدایت فردی رسیده‌اند. این تلفیق میان فناوری و بازاریابی نه‌تنها اثربخشی برنامه‌های برند را افزایش می‌دهد، بلکه می‌تواند مسیر جدیدی برای خلق مزیت رقابتی و افزایش طول عمر ارتباط با مشتریان ایجاد کند.

۳. پیشینهٔ پژوهش

جدول ۱. پیشینهٔ پژوهش

Table 1. Literature Review

ردیف	نویسندگان و سال	محل انتشار	یافته‌ها
1	Ameen et al. (2021)	Computers in Human Behavior	با تحلیل ۱۷۵ مقاله، دریافتند که کاربردهای هوش مصنوعی در بازاریابی شامل چهار حوزهٔ کلیدی است: شخصی‌سازی، بهینه‌سازی قیمت، تحلیل پیش‌بینی و خودکارسازی خدمات؛ و نبود یک مدل مفهومی یکپارچه در پژوهش‌ها به‌وضوح مشهود است.
2	Joung & Kim (2023)	International Journal of Information Management	مطالعه‌ای نظام‌مند نشان داد که استفاده از هوش مصنوعی در بازاریابی، بیشترین اثربخشی را در توصیه‌گرهای محصول، تحلیل احساسات مشتری و خوشه‌بندی بازار دارد. همچنین، نبود چارچوب ساختاریافته برای طبقه‌بندی این کاربردها وجود دارد.
3	Wedel & Kannan (2016)	Journal of Marketing	الگویی مبتنی‌بر قابلیت‌های سازمانی پیشنهاد شد که نشان می‌دهد مزیت رقابتی در بازاریابی زمانی حاصل می‌شود که هوش مصنوعی به‌عنوان قابلیتی محوری در تصمیم‌گیری راهبردی نهادینه شود.
4	Cillo & Rubera (2024)	Journal of the Academy of Marketing Science	مفهوم «اقتصاد احساسی» معرفی شد که در آن هوش مصنوعی می‌تواند احساسات مصرف‌کننده را تشخیص داده، تحلیل و براساس آن، ارتباطات بازاریابی را شخصی‌سازی کند.
5	Davenport et al. (2020)	Journal of the Academy of Marketing Science	نشان دادند سازمان‌هایی که از هوش مصنوعی در بازاریابی استفاده می‌کنند، علاوه‌بر بهبود عملکرد، فرهنگ سازمانی نوآورتر و مشتری‌محورتر نیز ایجاد می‌کنند.
6	Abe et al. (2004)	In Proceedings of the 10th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining	با بهره‌گیری از یادگیری تقویتی، مدلی برای بهینه‌سازی بازاریابی میان‌کانالی ارائه می‌دهد که با یادگیری پویا از واکنش مشتریان، بهترین کانال و زمان ارتباط را انتخاب می‌کند. نتایج نشان داد این رویکرد نسبت به روش‌های سنتی موجب افزایش نرخ پاسخ مشتری و کارایی کمپین‌های بازاریابی می‌شود.
7	Gomes & Meisen (2023)	Information Systems and e-Business Management	با مروری جامع بر روش‌های بخش‌بندی مشتریان در تجارت الکترونیک، نشان می‌دهد که ترکیب رویکردهای داده‌محور و هوش مصنوعی، به‌ویژه یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، دقت هدف‌گیری شخصی‌سازی‌شده مشتریان را به‌طور چشمگیری افزایش می‌دهد. نویسندگان تأکید می‌کنند که انتخاب روش مناسب بخش‌بندی به نوع داده، هدف کسب‌وکار و میزان پویایی رفتار مشتریان بستگی دارد.

۳-۱. جمع‌بندی پیشینه و نوآوری پژوهش

مرور مطالعات پیشین در جدول ۱ نشان می‌دهد که هوش مصنوعی در بازاریابی دیجیتال عمدتاً در حوزه‌هایی مانند شخصی‌سازی، تحلیل احساسات، توصیه‌گرها، و خوشه‌بندی مشتریان به کار رفته است (Ameen et al., 2021؛ Rohaan et al., 2022; Joung & Kim, 2023)؛ بااین‌حال، نبود مدل مفهومی یکپارچه‌ای برای سازمان‌دهی این کاربردها، یکی از خلأهای اصلی در پژوهش‌های پیشین محسوب می‌شود. پژوهش حاضر با بهره‌گیری از رویکرد ترکیبی (فراترکیب، دلفی، ISM، MICMAC) تلاش کرده است تا ضمن تلفیق فناوری‌های نوین هوش مصنوعی با مؤلفه‌های رفتاری-روان‌شناختی مصرف‌کننده، مدلی سلسله‌مراتبی و کاربردی برای تبیین مسیر تأثیر هوش مصنوعی بر

وفاداری مشتری ارائه دهد. این مدل نسبت به پژوهش‌های پیشین، دیدی منسجم‌تر، چندلایه‌تر و مبتنی‌بر تحلیل علّی ارائه می‌کند.

٤. روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر ازلحاظ هدف، کاربردی و ازنظر ماهیت، اکتشافی و کیفی است و با هدف طراحی مدل مفهومی به‌کارگیری هوش مصنوعی در بازاریابی انجام شده است. مراحل اجرای پژوهش در سه فاز اصلی طراحی و اجرا شده است:

٤-١. مرحلهٔ اول: مرور نظام‌مند و فراترکیب

در این مرحله، از رویکرد فراترکیب (Meta-Synthesis) برای استخراج مفاهیم کلیدی دربارهٔ کاربرد هوش مصنوعی در بازاریابی استفاده شد. با جستجوی هدفمند در پایگاه‌های معتبر بین‌المللی شامل Scopus، ScienceDirect و Emerald، در بازهٔ زمانی ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۵، ۵۳ مقالهٔ علمی شناسایی و انتخاب شد.

به‌منظور کاهش سوگیری در انتخاب منابع، معیارهای ورود و خروج مطالعات به طور شفاف تعریف شد. مقالات واردشده باید:

- بین سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۵ منتشر شده باشند؛
- در مجلات علمی معتبر (نمایهٔ Scopus یا Web of Science) داشته باشند؛
- به زبان انگلیسی یا با ترجمه‌ای معتبر منتشر شده باشند؛
- مستقیماً به کاربردهای هوش مصنوعی در بازاریابی یا رفتار مصرف‌کننده بپردازند؛
- به بررسی روابط مفهومی یا تجربی میان فناوری‌های AI و متغیرهای بازاریابی/مصرف‌کننده بپردازند.

مقالات غیر انگلیسی، فقط به‌دلیل دشواری در ارزیابی مفهومی و نبود امکان سنجش هم‌ارزی مفهومی و زبانی حذف شدند، نه به‌دلیل پیش‌فرض ارزشی یا زبان‌محور.

همچنین، به منظور افزایش تنوع دیدگاه‌ها، تلاش شد مطالعات از مناطق جغرافیایی و مجلات مختلف انتخاب شوند، و در تحلیل نهایی نیز تلاش شد با تحلیل بین‌فرهنگی و بین‌رشته‌ای (فناورانه، روان‌شناختی، اخلاقی) از سوگیری تحلیلی پرهیز شود. در پایان این مرحله، ۲۶ مؤلفهٔ اصلی به‌عنوان پایهٔ مدل مفهومی اولیه شناسایی شد.

٤-٢. مرحلهٔ دوم: تأیید خبرگانی با تکنیک دلفی

در این مرحله، برای بررسی روایی محتوایی و اصلاح ساختار اولیهٔ مدل مفهومی، از تکنیک دلفی استفاده شد. جامعهٔ آماری شامل ۱۰ نفر از خبرگان دانشگاهی و صنعتی با تخصص در حوزهٔ بازاریابی و هوش مصنوعی بود که به‌صورت نمونه‌گیری هدفمند (قضاوتی) انتخاب شدند.

فرایند دلفی در دو دور متوالی اجرا شد. در دور اول، پرسش‌نامه‌ای شامل مؤلفه‌ها و روابط پیشنهادی ارائه شد و در دور دوم، براساس نظرات اصلاح‌شده، اجماع نهایی به دست آمد. پایایی توافق بین خبرگان با استفاده از شاخص Cohen's Kappa = 0.82 به تأیید رسید.

خروجی این مرحله، افزودن یک مؤلفه اصلی جدید و اصلاحات در چند زیرمؤلفه بود که درمجموع، ساختار نهایی مدل تثبیت شد.

٤-٣. مرحلهٔ سوم: مدل‌سازی ساختاری-تفسیری (ISM) و تحلیل MICMAC

در این مرحله، به‌منظور تعیین روابط سطحی میان مؤلفه‌های مدل، از روش مدل‌سازی ساختاری-تفسیری (ISM) استفاده شد. ابتدا ماتریس مقایسات زوجی

براساس قضاوت خبرگان تنظیم و سپس به ماتریس دسترسی نهایی تبدیل شد.

برای تحلیل نفوذ و وابستگی متغیرها، از نرم‌افزار MICMAC استفاده شد. بر این اساس، مؤلفه‌ها در سطوح زیر، ساختاریافته شدند:

- سطح پایه (درایور): الگوریتم‌های هوش مصنوعی.
- سطح میانی (واسط): تجربهٔ دیجیتال، ارزش درک‌شده، CSR.
- سطح نهایی (خروجی): وفاداری مصرف‌کننده

این ساختار امکان تحلیل علّی-معلولی و طراحی دقیق مدل مفهومی را فراهم کرد. جدول ۲ خلاصهٔ روش تحقیق را نمایش می‌دهد.

جدول ۲. خلاصهٔ روش تحقیق

Table 2. Summary of Research Methodology

مؤلفه	شرح
نوع پژوهش	کاربردی، اکتشافی و کیفی
رویکرد کلی پژوهش	ترکیبی از فراترکیب، تکنیک دلفی، و مدل‌سازی ساختاری-تفسیری (ISM)
منابع دادهٔ مرحلهٔ اول	۵۳ مقالهٔ علمی منتشرشده در بازهٔ ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۵ در پایگاه‌های Scopus, ScienceDirect & Emerald
روش تحلیل مرحلهٔ اول	کدگذاری سه‌مرحله‌ای (باز، محوری و گزینشی) با استفاده از نرم‌افزار MAXQDA
ابزار تحلیل مرحلهٔ اول	نرم‌افزار MAXQDA
روش تأیید خبرگانی (مرحلهٔ دوم)	تکنیک دلفی دومرحله‌ای با مشارکت ۱۰ نفر از خبرگان حوزهٔ بازاریابی و هوش مصنوعی
ابزار جمع‌آوری دادهٔ مرحلهٔ دوم	پرسش‌نامهٔ ساختاریافتهٔ دلفی
شاخص پایایی در دلفی	ضریب کاپای کوهن (Cohen's Kappa = 0.82)
روش تحلیل نهایی مدل (مرحلهٔ سوم)	مدل‌سازی ساختاری تفسیری (ISM)
ابزار سطح‌بندی و تحلیل نهایی	نرم‌افزار MICMAC
جامعهٔ آماری پژوهش	خبرگان دانشگاهی و صنعتی در حوزه‌های بازاریابی دیجیتال و هوش مصنوعی
روش نمونه‌گیری	هدفمند (غیر احتمالی قضاوتی)

۵. یافته‌ها:

۵-۱. مرحلهٔ اول: مرور نظام‌مند و فراترکیب

در این مرحله، از رویکرد فراترکیب (Meta-Synthesis) برای استخراج مفاهیم کلیدی کاربرد هوش مصنوعی در بازاریابی استفاده شد. با جستجوی هدفمند در پایگاه‌های معتبر بین‌المللی شامل Scopus, Emerald ScienceDirect &، و در بازهٔ زمانی ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۵، ۵۳ مقالهٔ علمی شناسایی و انتخاب شد.

معیارهای ورود شامل ارتباط مستقیم با موضوع، انتشار در مجلات Q1 یا Q2 و دسترسی به متن کامل مقاله بود. برای کدگذاری مفاهیم، مؤلفه‌ها و ارتباط‌ها از نرم‌افزار تخصصی MAXQDA استفاده شد.

در این مرحله از پژوهش، با هدف آماده‌سازی داده‌های ورودی برای تحلیل ساختاری-تفسیری (ISM)، مجموعه‌ای از مؤلفه‌ها استخراج و نهایی شد (جدول ۳). فرایند انتخاب مؤلفه‌ها مبتنی‌بر دو معیار کلیدی انجام شد:

۱. رویکرد تحلیلی نوین در ترکیب فناوری‌های هوش مصنوعی و بازاریابی رفتاری؛

۲. متمایز بودن نسبت به ساختارهای تکراری در پژوهش‌های پیشین.

بر این اساس، مجموعه‌ای از ۲۶ مؤلفه کلیدی انتخاب شد که نه‌تنها نمایندهٔ دقیق‌ترین فناوری‌های روز در هوش مصنوعی مانند LLMs، NLP، سیستم‌های توصیه‌گرند، بلکه بازتاب‌دهندهٔ رفتارهای پیچیده و انسانی مصرف‌کنندگان نیز هستند. همچنین، به‌جای اتکا بر دسته‌بندی‌های رایج و محدودسازی مدل به چند متغیر کلاسیک، تلاش شده است تا با گسترش طیف مفهومی، یک نگاه ترکیبی از فناوری، تجربه، اعتماد، و تعامل انسانی با برند ارائه شود.

ویژگی متمایز این مرحله، تأکید بر ساختار انسانی تصمیم‌گیری و وفاداری در کنار مدل‌های الگوریتمی است؛ به‌گونه‌ای که سازه‌هایی مانند «اعتماد به فناوری» و «درگیری مشتری» که کمتر در مدل‌های پیشین ترکیب شده‌اند، در این مدل به‌عنوان پل ارتباطی بین هوش مصنوعی و وفاداری مصرف‌کننده نقش ایفا می‌کنند.

این گستردگی مفهومی، هم از منظر نظری (نقشه‌برداری دقیق‌تر از ابعاد بازاریابی نوین) و هم از منظر عملیاتی (قابلیت پیاده‌سازی در محیط‌های داده‌محور) به مدل پژوهش قدرت بیشتری داده است.

جدول ۳. ابعاد، مؤلفه‌ها، زیرمؤلفه‌ها

Table 3. Dimensions, Components and Subcomponents

ردیف	بعد	مؤلفه اصلی	زیرمؤلفه‌ها / توضیحات	منابع علمی
1	قابلیت‌های فناورانه	یادگیری نظارت‌شده	پیش‌بینی رفتار مشتری، طبقه‌بندی دقیق ترجیحات	Rohaan et al. (2022); Zaghloul et al. (2024); Wong (2023).
2		یادگیری بدون نظارت	خوشه‌بندی پنهان، کشف الگوهای غیرخطی	Gomes & Meisen. (2023); Joung & Kim (2023); John et al. (2023).
3		یادگیری تقویتی	پاسخ‌دهی لحظه‌ای، بهینه‌سازی خودکار تصمیم‌ها، پاسخ هوشمند به رفتار رقبا	Abe et al. (2004); Cillo & Rubera (2024); Hardcastle et al, (2025) خبرگان ،
4		پردازش زبان طبیعی (NLP)	تحلیل احساسات، پاسخ به پیام‌های متنی مشتریان	Mustak et al. (2021); Saheb et al. (2024); Rodrigues et al. (2025)
5		مدل‌های زبانی بزرگ (LLM)	تولید خودکار محتوای بازاریابی، چت‌بات‌های پیشرفته	Cillo & Rubera (2024); Murire (2024); Heitmann (2024).
6		مدل‌های زبانی مولد (Generative LLMs)	استفاده از GPT-4 برای تولید متن، پاسخ به سؤالات مشتری، ساخت تبلیغ خودکار	OpenAI (2024); Heitmann (2024).
7		سیستم‌های توصیه‌گر هوشمند	پیشنهاد کالا/خدمت براساس تاریخچه و ترجیحات فردی	Wedel & Kannan (2016); Jie et al. (2022); Basu (2021).
8		مدل‌های گراف عصبی(GNN)	کشف روابط بین مشتریان و محصولات، تحلیل شبکه‌های وابسته رفتاری	Liu et al. (2021).
9	تجربهٔ مصرف‌کننده (CX Intelligence)	تجربهٔ جریان دیجیتال	غوطه‌وری دیجیتال، تمرکز زیاد، ادراک کمتر زمان در تعامل	Rushan & Huda (2022); Triantafillidou & Siomkos (2014); Li & Chen (2025)
10		ارزش درک‌شدهٔ هوشمند	پیشنهادهای شخصی‌سازی‌شده و زمانمند، افزایش درک مطلوبیت	Yum & Kim (2024); Beneke & Carter (2015); Teepapal (2025).
11		مسئولیت اجتماعی داده‌محور	طراحی CSR با تحلیل داده‌های اجتماعی، شناخت دغدغه‌های عمومی مخاطبان	Zhang (2022); Le et al. (2022); Li et al. (2023b)

ردیف	بعد	مؤلفه اصلی	زیرمؤلفه‌ها / توضیحات	منابع علمی
12		رضایت مشتری	احساس رضایت از خدمات هوش‌محور، ادراک کیفیت و سادگی تعامل	Singh & Parshar (2014); Scridon et al. (2019); Makivić et al. (2024)
13		تجربهٔ تعاملی انسان‌گونه با هوش مصنوعی	ادراک گفت‌وگو با یک «شخص» به‌جای ماشین، افزایش درگیری شناختی-عاطفی	Ismagilova et al. (2020).
14		تعامل چندحسی	طراحی تجربهٔ بصری- صوتی یکپارچه در اپلیکیشن‌های هوش‌محور	Nguyen & Dao (2024).
15		شفافیت الگوریتمی	توانایی کاربر در درک دلیل پیشنهاد یا تصمیم سیستم هوش مصنوعی	Ribeiro et al. (2016); Liu & Wei (2021)
16		اعتماد به فناوری	اعتماد به امنیت، شفافیت و عدالت در تصمیمات مبتنی‌بر هوش مصنوعی	Beldad et al. (2010); Huang et al. (2019); Schilke & Reimann (2025)
17	مسئولیت اجتماعی برند(CSR AI)	درگیری مشتری	مشارکت فعال مشتری، بازخورددهی، تعامل چندکاناله با برند، استفاده از تحلیل احساسات در سیاست‌گذاری(CSR)	Dessart et al. (2015); Pantano et al. (2020); خبرگان
18		چالش‌های اخلاقی در LLMs	سوگیری زبانی، تولید محتوای گمراه‌کننده، اعتماد به خروجی الگوریتم‌های غیر باز	Floridi et al. (2020); Miron et al. (2021); Mittelstadt (2019)
19		اخلاق در هوش مصنوعی بازاریابی	پایبندی به اصول انصاف، حریم خصوصی، بدون تبعیض الگوریتمی	Mittelstadt (2019)
20	پیامدهای بازاریابی (Marketing Output)	وفاداری رفتاری	تکرار خرید، تعامل مکرر، کاهش ریزش مشتریان	Wu & chou (2011); Anderson & Srinivasan (2003); Hsu & Lin (2023)
21		وفاداری نگرشی	ترجیح برند حتی در نبود مشوق، حفظ نگرش مثبت	Iglesias et al. (2019); Scridon et al. (2019)
22		تبلیغات دهان‌به‌دهان دیجیتال	اشتراک تجربهٔ مثبت در شبکه‌های اجتماعی	Ismagilova et al. (2020); Zhang & Cheng (2024); Anastasiei et al. (2023)
23		حمایت از برند	دفاع از برند در برابر انتقاد، ایفای نقش سفیر غیررسمی	Ismagilova et al. (2020); Davey et al. (2023)
24		هم‌زیستی انسان و هوش مصنوعی در تصمیم‌سازی برند	تغییر نقش مصرف‌کننده از «تصمیم‌گیر» به «مصرف‌کنندهٔ تصمیم‌سازی‌شده توسط هوش مصنوعی»	Schilke & Reimann (2025); Anastasiei et al. (2023)
25		مشارکت فعال در خلق محتوا (UGC هوش‌محور)	مشتریان در خلق محتوا با کمک AI مشارکت می‌کنند (با ابزارهای تولید تصویر/متن برند)	Koivisto & Mattila (2020)
26		توصیه به دیگران	تمایل به معرفی برند به دوستان و آشنایان	Schmitt et al. (2011); Irawan & Cheng (2025); Li et al. (2021)

۲-۵. مرحلهٔ دوم: یافته‌های تکنیک دلفی

در این مرحله، با هدف اعتبارسنجی روایی محتوایی و ساختاری مؤلفه‌های مدل مفهومی استخراج‌شده از فراترکیب، از تکنیک دلفی دومرحله‌ای استفاده شد.

شرکت‌کنندگان شامل ۱۰ نفر از خبرگان دانشگاهی و صنعتی حوزهٔ بازاریابی و هوش مصنوعی بودند که سوابق تخصصی در پژوهش‌های ترکیبی یا تجارب اجرایی در پروژه‌های AI داشتند.

۵-۲-۱. فرایند اجرا:

- دور اول با ارسال پرسش‌نامهٔ ساختارمند شامل ۲۶ مؤلفه انجام شد. از خبرگان خواسته شد هر مؤلفه را ازنظر ضرورت، شفافیت و انطباق با موضوع پژوهش، با مقیاس لیکرت ۵درجه‌ای ارزیابی کنند.
- در دور دوم، مؤلفه‌هایی که توافق کافی در دور اول نداشتند یا نظرات پیشنهادی جدیدی دربارهٔ آن‌ها دریافت شده بود، بازنگری و مجدداً ارسال شدند.

۵-۲-۲. نتایج آماری:

- ضریب توافق بین خبرگان (Cohen's Kappa) برابر با 0.82 محاسبه شد که ازنظر آماری نشان‌دهندهٔ سطح پایایی بسیار زیاد و اتفاق‌نظر قوی میان داوران است.
- تمام مؤلفه‌های شناسایی‌شده در مرحلهٔ فراترکیب به تأیید خبرگان رسید.

۵-۲-۳. مؤلفه‌های پیشنهادی جدید ازسوی خبرگان:

با استناد به تحلیل‌های کیفی و بازخوردهای تشریحی خبرگان، دو زیرمؤلفهٔ جدید به مدل افزوده شد:

۵-۲-۳-۱. در حیطهٔ یادگیری تقویتی:

پاسخ هوشمند به رفتار رقبا توضیح: خبرگان تأکید داشتند که یکی از قابلیت‌های کلیدی هوش مصنوعی در بازاریابی، توانایی شناسایی الگوهای رفتاری رقبا و واکنش سریع و الگوریتمی به آن‌هاست که در چارچوب یادگیری تقویتی اجراشدنی است.

۵-۲-۳-۲. در حیطهٔ مسئولیت اجتماعی شرکت: (CSR)

استفاده از تحلیل احساسات در سیاست‌گذاری (CSR) توضیح: تحلیل کلان‌داده‌های احساسی مصرف‌کنندگان در رسانه‌های اجتماعی می‌تواند بینش‌هایی دربارهٔ دغدغه‌های اجتماعی مشتریان فراهم کند که مستقیماً برای طراحی راهبردهای CSR هدفمند و شخصی‌سازی‌شده کاربرد دارد.

۵-۲-٤. جمع‌بندی راهبردی:

- اجماع میان خبرگان تأکید داشت که وفاداری مصرف‌کننده در مدل نهایی باید به‌عنوان پیامد نهایی و ترکیبی از سه مؤلفهٔ کلیدی تجربه، ارزش و مسئولیت اجتماعی در نظر گرفته شود.
- این جمع‌بندی به‌صورت غیرمستقیم موجب تأیید تجربی سه فرضیهٔ اصلی پژوهش (فرضیه‌های چهارم، پنجم و ششم) شد.

۵-۲-۵. روایی و پایایی ابزار پژوهش

برای سنجش روایی و پایایی ابزار پژوهش، از ترکیبی از شاخص های کیفی و کمی استفاده شد. در مرحلهٔ نخست، به منظور سنجش روایی محتوایی و مفهومی، از تکنیک دلفی دومرحله‌ای بهره گرفته شد و نتایج در جدول ۴ مشخص شده است. در این فرایند، ۱۰ نفر از خبرگان دانشگاهی و صنعتی فعال در حوزهٔ بازاریابی و هوش مصنوعی، پرسش‌نامهٔ طراحی‌شده را از منظر ضرورت، شفافیت و انطباق مفهومی بررسی کردند.

میزان اتفاق نظر میان خبرگان با استفاده از ضریب کاپا (Cohen's Kappa) محاسبه شد که برابر با 0.82 بود؛ عددی که ازنظر آماری نشان‌دهندهٔ روایی بسیار بالا و پایایی قابل اعتماد نظرات تخصصی است.

همچنین، تمامی مؤلفه‌ها و زیرمؤلفه‌های استخراج‌شده از مرحلهٔ فراترکیب، تأیید و دو زیرمؤلفه جدید نیز با اجماع خبرگان به مدل افزوده شد. برای ارزیابی پایایی درونی پرسش‌نامه، از شاخص آلفای کرونباخ استفاده شد. این شاخص به‌صورت تفکیکی برای هر مؤلفهٔ اصلی محاسبه شد و مقادیر آن در بازهٔ 0.75 تا 0.89 قرار داشت؛ نشان‌دهندهٔ همسانی و انسجام مطلوب پاسخ ها در هر مؤلفه است. مقدار آلفای کرونباخ کلی پرسش‌نامه نیز محاسبه شد ($\alpha = 0.065$)، که کم است؛ اما در مدل های مفهومی چندبعدی و ترکیبی که شامل سازه‌های مستقل‌اند، مبنای معتبری برای قضاوت نیست و استفاده از آلفای تفکیکی توصیه می‌شود. درمجموع، می‌توان گفت ابزار طراحی‌شده از منظر مفهومی، محتوایی و آماری؛ روایی و پایایی پذیرفتنی و تأییدشده‌ای دارد که امکان استناد و اتکا به یافته‌های نهایی پژوهش را فراهم می‌کند. مقدار پایین آلفای کرونباخ کلی (0.065) ناشی از چندبُعدی بودن مدل مفهومی پژوهش است. چون مؤلفه ها به ابعاد مختلفی مانند فناوری، تجربهٔ مصرف کننده، مسئولیت اجتماعی و پیامدهای بازاریابی تعلق دارند، همبستگی بین گزینه‌های کل پرسش‌نامه پایین بوده و آلفای کلی کاهش یافته است؛ بنابراین، به‌جای تفسیر آلفای کلی، پایایی مؤلفه ها جداگانه بررسی شده و همگی مقادیر پذیرفتنی (بیش از 0.75) دارند.

جدول ۴. شاخص‌های روایی و پایایی

Table 4. Validity and Reliability Indicators

شاخص	نوع تحلیل	مقدار	تفسیر
ضریب کاپا (Cohen's Kappa)	توافق بین خبرگان (دلفی)	0.82	توافق بسیار قوی
آلفای کرونباخ کلی	انسجام درونی کل پرسش‌نامه	0.065	ضعیف (نامناسب برای مدل چندبُعدی)

۳-۵. مرحلهٔ سوم: مدل‌سازی ساختاری-تفسیری (ISM)

در مرحلهٔ سوم پژوهش، پس‌از شناسایی و تأیید نهایی مؤلفه‌های کلیدی مدل مفهومی با استفاده از روش‌های فراترکیب و تکنیک دلفی، از رویکرد مدل‌سازی ساختاری-تفسیری (ISM) برای تحلیل روابط بین مؤلفه‌ها بهره گرفته شد .این روش با هدف ایجاد ساختاری سلسله‌مراتبی از مؤلفه‌ها، به پژوهشگر کمک می‌کند تا درک عمیق‌تری از سطوح تأثیرگذاری و وابستگی میان عناصر مدل به دست آورد. در این فرایند، با استفاده از قضاوت تخصصی ۱۰ نفر از خبرگان حوزه‌های هوش مصنوعی، بازاریابی دیجیتال و رفتار مصرف‌کننده، روابط علّی-معلولی بین مؤلفه‌ها بررسی شد.

در گام نخست، برای هر دو مؤلفه i و j، از خبرگان خواسته شد تا نوع رابطه بین آن‌ها را تعیین کنند. برای ثبت این اطلاعات، از ماتریس ساختار خودتعاملی (SSIM) استفاده شد که در آن از چهار نماد استاندارد بهره گرفته می‌شود، مانند:

V: مؤلفهٔ i بر مؤلفهٔ j تأثیر دارد؛

A: مؤلفهٔ j بر مؤلفهٔ i تأثیر دارد؛

X: هردو مؤلفه بر یکدیگر تأثیر متقابل دارند؛

O: هیچ تأثیری بین دو مؤلفه وجود ندارد.

که بعداز این مرحله ماتریس دسترسی اولیه مانند جدول ۶ به دست آمد.

با به‌کارگیری الگوریتم سطح‌بندی (Level Partitioning)، مؤلفه ها در سطوح مختلف ساختاری

مرتب شدند؛ به‌گونه‌ای که مؤلفه‌های پایه‌ای مانند یادگیری ماشین و تحلیل‌های داده‌محور در سطوح پایین‌تر، و مؤلفه‌های راهبردی و پیامدی مانند وفاداری مشتری و تبلیغات دهان‌به‌دهان در سطوح بالاتر مدل جای گرفتند.

این مرحله نقش حیاتی در ترسیم مسیر تأثیرگذاری فناوری‌های هوش مصنوعی بر رفتار مصرف‌کننده ایفا می‌کند. همچنین به‌عنوان زیرساخت لازم برای تحلیل وابستگی‌ها و قدرت نفوذ مؤلفه‌ها در مرحلهٔ چهارم (تحلیل MICMAC) عمل می‌نماید(جدول ۵).

جدول ۵. ماتریس SSIM (نمادهای چهارگانه)

Table 5. SSIM Matrix (Four Symbols)

سطر/ستون	یادگیری تقویتی	یادگیری نظارت‌شده	یادگیری بدون نظارت	NLP	LLM	توصیه‌گر	تجربهٔ جریان	...
یادگیری تقویتی	-	A	A	V	O	O	O	...
یادگیری نظارت‌شده	V	-	V	V	O	V	V	...
یادگیری بدون نظارت	V	A	-	V	V	V	V	...
NLP	A	A	A	-	V	O	V	...
LLM	O	V	A	A	-	V	V	...
توصیه‌گر	O	A	A	A	A	-	A	...
.....	.....	.....	.....	....	.....	.....	.....	...

جدول ۶. ماتریس دسترسی اولیه (Reachability Matrix)

Table 6. Initial Reachability Matrix

سطر/ستون	یادگیری تقویتی	یادگیری نظارت‌شده	یادگیری بدون نظارت	NLP	LLM	توصیه‌گر	تجربهٔ جریان	...
یادگیری تقویتی	0	0	0	1	0	0	0	...
یادگیری نظارت‌شده	1	0	1	1	0	1	1	...
یادگیری بدون نظارت	1	1	0	1	1	1	1	...
NLP	0	1	1	0	1	0	1	...
LLM	0	1	1	0	0	1	1	...
توصیه‌گر	0	1	1	0	0	0	0	...
.....	.....	.....	.....	...	...	....	....	...

در گام نهایی مدل‌سازی ISM، با استفاده از ماتریس دسترسی نهایی، مؤلفه‌ها براساس میزان اثرگذاری یا تأثیرپذیری‌شان در سطوح ساختاری مرتب می‌شوند (جدول ۷). سطوح پایین‌تر نشان‌دهندهٔ مؤلفه‌های پایه‌ای (محرک) و سطوح بالاتر نشان‌دهندهٔ مؤلفه‌های وابسته و پیامدی هستند. این سطح‌بندی مسیر حرکت را از «توانمندسازی‌های فناورانه» به «پیامدهای رفتاری بازاریابی» به‌خوبی نمایش می‌دهد.

جدول ۷. سطح‌بندی نهایی مؤلفه‌ها

Table 7. Final Level Partitioning of Components

لایه	مؤلفه‌ها
لایهٔ ۱: فناوری‌های زیرساختی	یادگیری تقویتی، یادگیری نظارت‌شده، یادگیری بدون نظارت، پردازش زبان طبیعی (NLP) ، مدل‌های زبانی بزرگ (LLM)، مدل‌های زبانی مولد (Generative LLMs)، سیستم‌های توصیه‌گر، مدل‌های گراف عصبی (GNN).
لایهٔ ۲: تجربه و ادراک مصرف‌کننده	تجربهٔ جریان دیجیتال، ارزش درک‌شدهٔ هوشمند، مسئولیت اجتماعی داده‌محور، رضایت مشتری، تجربهٔ تعاملی انسان‌گونه با هوش مصنوعی، تعامل چندحسی، شفافیت الگوریتمی، اعتماد به فناوری.
لایهٔ ۳: ملاحظات اخلاقی و اجتماعی	درگیری مشتری، چالش‌های اخلاقی درLLMs ، اخلاق در هوش مصنوعی بازاریابی، هم‌زیستی انسان و هوش مصنوعی در تصمیم‌سازی برند، مشارکت فعال در خلق محتوا (UGC).
لایهٔ ۴: پیامدهای رفتاری مصرف‌کننده	وفاداری رفتاری، وفاداری نگرشی، توصیه به دیگران، تبلیغات دهان‌به‌دهان دیجیتال، حمایت از برند.

٤-٥. نمودار تحلیل MICMAC

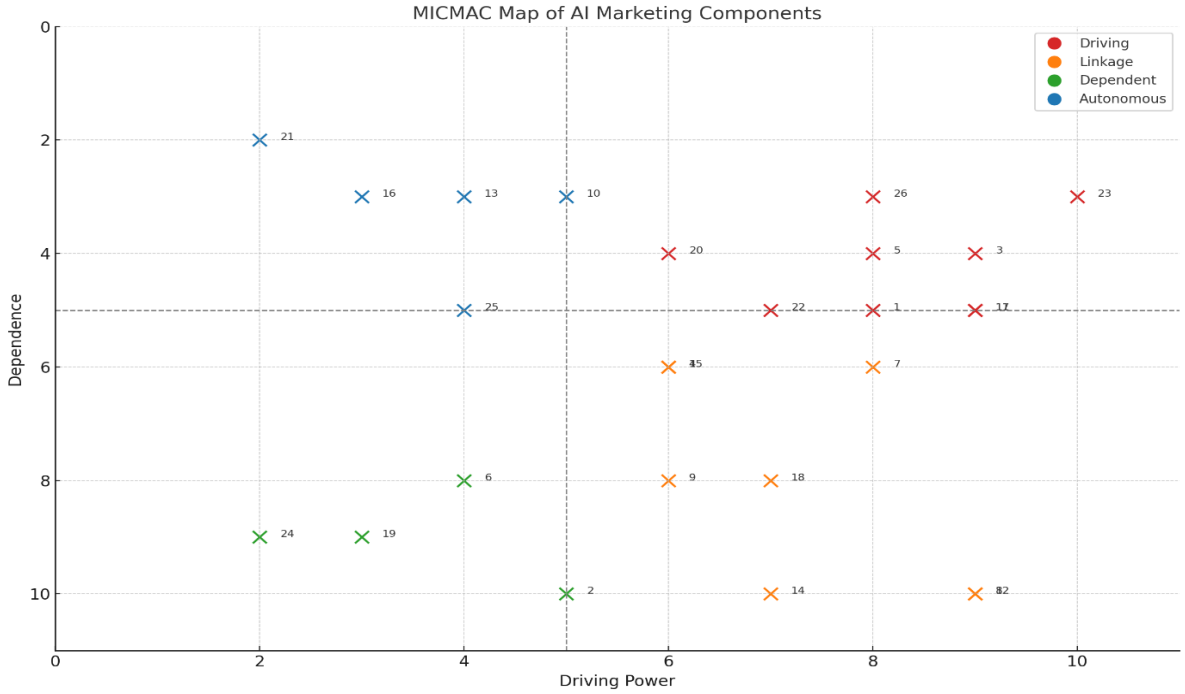
براساس داده‌های به‌دست آمده از ماتریس دسترسی نهایی، مؤلفه‌های مدل در فضای دوبُعدی قدرت نفوذ (Driving Power) و قدرت وابستگی (Dependence) ترسیم شدند. در شکل ۱، هر نقطه نمایندهٔ مؤلفه‌ای (شماره گذاری شده طبق جدول ۳) است و رنگ نقاط، ناحیهٔ مفهومی آن را در چارچوب تحلیل MICMAC نشان می‌دهد:

ناحیهٔ Driving: مؤلفه هایی مانند «یادگیری تقویتی» (شماره ۳)، «مدل‌های زبانی بزرگ» (۵) و «سیستم‌های توصیه گر هوشمند» (۷)، قدرت تأثیر بالا و وابستگی اندک دارند. این مؤلفه‌ها به‌عنوان پیش‌ران‌های راهبردی عمل می‌کنند.

ناحیهٔ Linkage: مؤلفه هایی نظیر «مدل های زبانی مولد(6) (Generative LLMs) »، «تحلیل احساسات در(4) (NLP)»، و «شفافیت الگوریتمی» (۱۵) در این ناحیه قرار می گیرند. این دسته مؤلفه ها هم اثرگذار و هم اثرپذیر بوده و نقش کلیدی در پویایی کل سیستم دارند. مدیریت دقیق آن ها برای پایداری ساختار مدل ضروری است.

ناحیهٔ Dependent: مؤلفه‌هایی مانند «وفاداری نگرشی» (۲۱)، «توصیه به دیگران» (۲۶)، و «رضایت مشتری» (۱۲) قدرت نفوذ کم، ولی وابستگی بیشتری دارند. این مؤلفه ها بیشتر پیامد یا خروجی عملکرد دیگر اجزای مدل محسوب می‌شوند.

ناحیهٔ Autonomous: برخی مؤلفه‌ها مانند «تعامل چندحسی» (۱۴) و «UGC هوش‌محور» (۲۵) در این ناحیه جای دارند. این مؤلفه ها در ساختار کلی مدل، تأثیر مستقیم یا وابستگی درخور توجهی ندارند و بیشتر نقش مکمل دارند. شکل ۱ مبنای تصمیم‌گیری در طراحی مدل نهایی مفهومی است و نشان می‌دهد کدام مؤلفه‌ها نقشی کلیدی، حساس یا پیامدی در پویایی مدل ایفا می‌کنند.



شکل ۱. نقشهٔ تحلیل MICMAC

Figure 1. MICMAC Analysis Map

منبع: نتایج پژوهش نویسندگان

۲-٤-۵. جمع‌بندی مراحل پژوهش و مدل مفهومی نهایی

ماهیت این پژوهش، مفهومی-اکتشافی بوده و تمرکز آن بر طراحی چارچوب نظری است، نه آزمون‌های آماری. در پاسخ، می‌توان اشاره کرد که:

در مرحلهٔ چهارم پژوهش، تحلیل MICMAC روابط بین مؤلفه ها را از منظر قدرت نفوذ و وابستگی ترسیم کرده است؛ اما این روابط مبتنی بر قضاوت خبرگان است و نه داده‌های واقعی.

برای تقویت روایی تجربی مدل، مطالعات آینده می‌توانند از داده‌های واقعی کاربران در پلتفرم‌های بازاریابی هوش‌محور (CRM، فروشگاه‌های دیجیتال، شبکه‌های اجتماعی و...) استفاده کرده و با روش‌های تحلیل مسیر (SEM) یا مدل سازی معادلات ساختاری، به سنجش آماری فرضیه‌هایی مانند تأثیر یادگیری ماشین بر تجربهٔ جریان دیجیتال یا نقش واسطه ای اعتماد در مسیر NLP ⟶ رضایت مشتری بپردازند.

همچنین می توان از تحلیل های تطبیقی چندبخشی و مطالعات مبتنی بر طراحی آزمایشی در محیط واقعی (A/B Test, Field Experiment) بهره برد تا مدل نظری این پژوهش در عمل سنجیده و بهینه شود.

۵-۵. مدل نهایی پژوهش:

مدل مفهومی (شکل ۲)، مدل نهایی پژوهش است که حاصل تجمیع نظام‌مند یافته‌های حاصل از فراترکیب، نظرسنجی دلفی و تحلیل‌های ISM–MICMAC است که ساختاری سلسله‌مراتبی از ۲۶ مؤلفهٔ کلیدی را در قالب چهار خوشهٔ اصلی سازمان‌دهی می کند. این خوشه‌ها شامل:

مؤلفه‌های فناورانه: الگوریتم‌های پیشرفته مانند

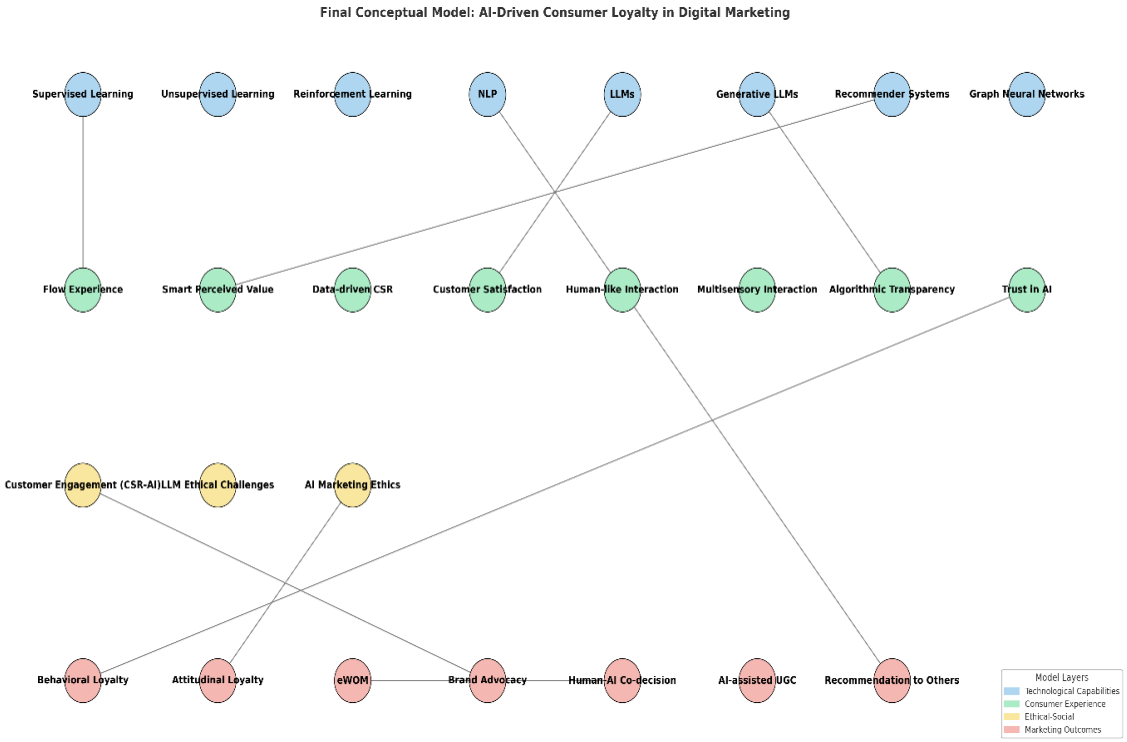
یادگیری نظارت‌شده، بدون نظارت، تقویتی، NLP، مدل‌های زبانی بزرگ و گراف‌های عصبی که زیرساخت‌های تحلیل، پیش‌بینی، و شخصی‌سازی را فراهم می‌کنند.

مؤلفه‌های تجربهٔ مصرف‌کننده: عواملی همچون تجربهٔ جریان دیجیتال، اعتماد به فناوری، شفافیت الگوریتمی، رضایت مشتری و تعامل انسان گونه با هوش مصنوعی که پل انتقال تأثیرات فناوری به سطوح روان‌شناختی و ادراکی کاربر محسوب می‌شوند.

مؤلفه‌های مسئولیت‌پذیری و اخلاق دیجیتال مانند CSRداده‌محور، چالش‌های اخلاقی «LLMS» و الزامات انصاف و حریم خصوصی در تصمیم‌گیری‌های هوشمند که بُعد اجتماعی و هنجاری مدل را پوشش می‌دهند.

پیامدهای بازاریابی: شامل وفاداری رفتاری و نگرشی، تبلیغات دهان به دهان دیجیتال، توصیهٔ برند، حمایت از برند و مشارکت در خلق محتوا که پیامد نهایی تعامل چندلایهٔ فناوری و انسان در محیط بازاریابی هوشمند هستند.

این ساختار مدل، تلاشی نوآورانه در یکپارچه‌سازی فناوری و ابعاد انسانی در بازاریابی دیجیتال مبتنی‌بر هوش مصنوعی است. برخلاف برخی مدل‌های پیشین که فقط بر فناوری یا رفتار مصرف‌کننده متمرکز بوده‌اند، این مدل با ترکیب لایه‌های فناوری ⟶ تجربهٔ انسانی ⟶ هنجارهای اجتماعی ⟶ پیامدهای بازاریابی، یک معماری نظام‌مند و تلفیقی ارائه می‌دهد.



شکل ۲. مدل نهایی پژوهش

Figure 2. Final Research Model

منبع: نتایج پژوهش نویسندگان

مدل ارائه شده در شکل ۲، ساختار مفهومی نهایی پژوهش را در قالب چهار لایهٔ اصلی نمایش می دهد. این لایه‌ها از پایین به بالا، به‌ترتیب شامل:

لایهٔ قابلیت‌های فناورانه (آبی روشن): الگوریتم‌ها و فناوری‌های بنیادین هوش مصنوعی مانند یادگیری نظارت‌شده، NLP، LLM و GNN.

لایهٔ تجربهٔ مصرف‌کننده (سبز): مؤلفه‌های روان‌شناختی و ادراکی مانند جریان دیجیتال، ارزش درک‌شده، اعتماد و رضایت.

لایهٔ اجتماعی-اخلاقی (زرد): دربرگیرندهٔ دغدغه‌های هنجاری مانند شفافیت، چالش‌های اخلاقی LLMو CSR مبتنی‌بر AI.

لایهٔ پیامدهای بازاریابی (قرمز): شامل نتایجی مانند وفاداری رفتاری، تبلیغات دهان‌به‌دهان دیجیتال و حمایت از برند.

نحوهٔ محاسبه لایه‌ها:

لایه‌بندی این مدل حاصل اجرای الگوریتم سطح‌بندی در روش ISM است که بر پایهٔ ماتریس SSIM و سپس تبدیل آن به ماتریس دسترسی نهایی انجام شد. در این فرایند، مؤلفه هایی با قدرت نفوذ زیاد و وابستگی کم در لایه‌های پایین‌تر، و مؤلفه‌هایی با وابستگی بیشتر در لایه‌های بالاتر قرار گرفتند.

جهت پیکان‌ها:

جهت گیری فلش ها نشان‌دهندهٔ مسیر تأثیرگذاری است و از مؤلفه‌های محرک (در لایه‌های پایین‌تر) به مؤلفه های پیامدی (در لایه های بالاتر) ترسیم شده است. این جهت‌ها با استفاده از تخصص خبرگان در ماتریس SSIM مشخص و با خروجی‌های تحلیل MICMAC نیز اعتبارسنجی شد.

این ساختار، نشان‌دهندهٔ ترکیب نوآورانه مؤلفه‌های فناورانه، انسانی و اخلاقی برای تحلیل وفاداری مصرف‌کننده در بازاریابی دیجیتال مبتنی‌بر هوش مصنوعی است.

٦. بحث و نتیجه‌گیری:

هدف اصلی این پژوهش، طراحی و اعتبارسنجی مدلی مفهومی برای بهره گیری از هوش مصنوعی در بازاریابی دیجیتال با تأکید بر تقویت وفاداری مصرف کننده بود. مدل طراحی‌شده، ترکیبی از مؤلفه‌های فناورانه (یادگیری نظارت‌شده، یادگیری بدون نظارت، یادگیری تقویتی، NLP، LLM، سیستم‌های توصیه‌گر، مدل های گراف عصبی و...) با مؤلفه های روان شناختی-رفتاری مانند تجربهٔ جریان، ارزش ادراک‌شده، رضایت، اعتماد و توصیه به دیگران است. این مدل با رویکردی چندسطحی و سلسله‌مراتبی (براساس تحلیل ISMو MICMAC)، از فناوری تا تجربهٔ احساسی و کنش وفادارانه مشتری را پوشش می‌دهد.

در پاسخ به شش فرضیه پژوهش، نتایج زیر به دست آمد:

فرضیهٔ اول: یادگیری نظارت‌شده باعث بهبود پیش‌بینی رفتار مشتری می‌شود.

این فرضیه با تأیید خبرگان و مدل سازی ساختاری تأیید شد. مطالعات پیشین نیز نشان می‌دهند که الگوریتم‌هایی مانند Random Forest و Logistic Regressionدر شخصی‌سازی پیام‌های بازاریابی دیجیتال مؤثرند (Huber & Stuckenschmidt , 2020; Wong, 2023).

فرضیهٔ دوم: یادگیری بدون نظارت موجب شناسایی الگوهای پنهان و خوشه‌بندی دقیق مشتریان می‌شود.

نتایج نشان داد که الگوریتم‌هایی مانند K-means و DBSCAN در بخش‌بندی دقیق مشتریان شبکه‌های اجتماعی و تحلیل ترافیک سایت‌ها عملکرد مناسبی دارند (John et al, 2023; Gomes & Meisen, 2023).

فرضیهٔ سوم: یادگیری تقویتی در تصمیم گیری‌های لحظه‌ای بازاریابی نقش کلیدی دارد.

پژوهش نشان داد استفاده از الگوریتم‌های RL در تنظیم قیمت، پیشنهاد لحظه‌ای و رقابت لحظه‌ای تبلیغاتی (RTB) اثربخش است (Cillo & Rubera, 2024 ; Hardcastle et al., 2025).

فرضیهٔ چهارم: تجربهٔ جریان دیجیتال، در صورت طراحی هوشمندانه، بر وفاداری مشتری تأثیرگذار است.

یافته‌ها نشان داد که طراحی شخصی‌سازی‌شده تجربهٔ دیجیتال (UX) با استفاده از هوش مصنوعی، غوطه‌وری مصرف‌کننده را افزایش می‌دهد که منجر به تکرار خرید و توصیه برند می‌شود (Jie et al., 2022; Triantafillidou & Siomkos, 2014).

فرضیهٔ پنجم: ارزش ادراک‌شده شخصی‌سازی‌شده، وفاداری رفتاری و نگرشی را تقویت می‌کند.

زمانی که پیشنهادهای برند دقیق و به‌موقع هستند، مصرف‌کننده احساس شناخت و احترام بیشتری دارد و تعامل خود را ادامه می‌دهد (Beneke & Carter, 2015; Teepapal, 2025).

فرضیهٔ ششم CSR: مسئولیت اجتماعی شرکت اگر داده‌محور شود، موجب ارتقا وفاداری مشتری می‌شود.

تحلیل داده‌های احساسات کاربران شبکه‌های اجتماعی و بازخورد آنان، CSR برند را از ابزاری تبلیغاتی به تجربه‌ای انسانی و همدلانه بدل می‌کند (Li et al., 2023bZhang, 2022 ;).

تحلیل نهایی

مدل ارائه‌شده، نسبت به مدل‌های پیشین مانند Cillo & Rubera (2024) یا Zaghloul et al. (2024) از منظر تلفیق مؤلفه‌های فناورانه با عناصر روان‌شناختی نوآورانه‌تر عمل کرده و ساختاری چهارلایه (محرک‌های فناورانه، پردازش ادراکی، واکنش احساسی، وفاداری رفتاری) را ترسیم می‌کند؛ بااین حال، مدل به داده‌های تجربی واقعی متکی نیست و فقط بر تحلیل کیفی خبرگان و روش‌های ISM و دلفی استوار است. همچنین، برخی مسائل اجرایی مانند هزینه‌های زیرساختی، ملاحظات اخلاقی (مانند شفافیت الگوریتم‌ها، سوگیری LLMs و...)، و مقاومت کارکنان در مقابل هوش مصنوعی در تحلیل نهایی به‌صورت محدود بررسی شده است.

پیشنهادهای اجرایی برای مدیران بازاریابی

Executive Suggestions for Marketing Managers

حوزهٔ عملیاتی	راهکار اجرایی پیشنهادی
سیستم‌های توصیه‌گر	استفاده از ابزارهایی مانند Amazon Personalize یا مدل‌های Matrix Factorization با داده‌های داخلی
تحلیل احساسات	بهره‌گیری از مدل‌هایی مانند BERT و GPT-4 (ازطریق API) برای استخراج نگرش‌ها و هیجانات کاربران
تجربهٔ دیجیتال	طراحی UX تعاملی چندحسی با کمک هوش مصنوعی مطابق با Nguyen & Dao, (2024)، برای افزایش درگیری احساسی
CSRداده‌محور	تحلیل شبکه‌های اجتماعی با رویکرد احساس‌محور برای طراحی کمپین‌های مسئولیت اجتماعی همدلانه

پیشنهاد برای پژوهش‌های آینده:

آزمون مدل با داده‌های واقعی (داده‌های ترافیک و خرید از فروشگاه‌های دیجیتال یا اپلیکیشن‌های گردشگری) با استفاده از مدل‌سازی معادلات ساختاری (SEM)؛ تعمیم مدل به صنایع خاص مانند فین‌تک، آموزش آنلاین و سلامت؛ تحلیل نظام‌مند پیامدهای اخلاقی استفاده از هوش

مصنوعی در وفادارسازی مصرف‌کننده؛ و طراحی چارچوب‌های اجرایی برای پیاده‌سازی ترکیب انسان–ماشین در تصمیم‌سازی بازاریابی.

باوجود مزایای درخور توجه مدل پیشنهادی، پیاده‌سازی آن مستلزم مواجهه با چالش‌های اجرایی بسیاری است؛ ازجمله هزینه‌های هنگفت زیرساختی، پیچیدگی مدل‌های یادگیری ماشین، نیاز به داده‌های دقیق و طبقه‌بندی‌شده، و مقاومت احتمالی کارکنان در برابر خودکارسازی. برای غلبه بر این موانع، توصیه می‌شود سازمان‌ها مسیر استقرار تدریجی فناوری را با آموزش کارکنان، سرمایه‌گذاری هدفمند در زیرساخت داده، و انتخاب گام‌های اولویت‌دار آغاز کنند تا ریسک‌های فنی و انسانی به کمترین حد برسد.

تشکر و قدردانی

نویسندگان این مقاله مراتب سپاس و قدردانی صمیمانه خود را از خبرگان دانشگاهی و صنعتی که در فرایند دلفی با صرف وقت و ارائه دیدگاه‌های ارزشمند، یاری‌رسان این پژوهش بودند، اعلام می‌دارند. همچنین از گروه مدیریت و مهندسی صنایع دانشگاه صنعتی مالک اشتر که با حمایت‌های علمی و فراهم‌سازی منابع لازم، بستری مناسب برای انجام این مطالعه فراهم کردند، قدردانی می‌شود. در نهایت، از تمامی پژوهشگرانی که آثار علمی آن‌ها مبنای تحلیل و فراترکیب این تحقیق قرار گرفت، سپاسگزاریم.

Reference

(2010). How Shall I Trust the Faceless and the Intangible? A Literature Review on the Antecedents of Online Trust. *Computers in Human Behavior*, *26*(5), 857-869. https://doi.org/10.1016/j.chb.2010.03.013

Beneke, J., & Carter, S. (2015). The development of a consumer value proposition of private label brands and the application thereof in a South African retail context. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *25*, 22–35. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2015.03.002

Chatterjee, S., Ghosh, S. K., Chaudhuri, R., & Nguyen, B. (2019). Are CRM systems ready for AI integration? A conceptual framework of organizational readiness for effective AI-CRM integration. *The Bottom Line*, *32*(2), 144–157. https://doi.org/10.1108/BL-02-2019-0069

Chintalapati, S., & Pandey, S. K. (2022). Artificial intelligence in marketing: A systematic literature review and future research agenda. International *Journal of Market Research*, *64*(1), 38–68. https://doi.org/10.1177/14707853211018428

Cillo, P., & Rubera, G. (2024). Generative AI in innovation and marketing processes: A roadmap of research opportunities. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *53*(3), 684-701. https://doi.org/10.1007/s11747-024-01044-7

Abe, N., Verma, N., Apte, C., & Schroko, R. (2004). Cross-channel optimized marketing by reinforcement learning. In *Proceedings of the 10th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 767–772). https://doi.org/10.1145/1014052.1016912

Ameen, N., Tarhini, A., Reppel, A., & Anand, A. (2021). Customer experiences in the age of artificial intelligence. *Computers in Human Behavior*, *114*, 106548. https://doi.org/10.1016/j.chb.2020.106548

Anastasiei, B., Dospinescu, N., & Dospinescu, O. (2023). Word-of-Mouth engagement in online social networks: influence of network centrality and density. *Electronics*, *12*(13), 2857. https://doi.org/10.3390/electronics12132857

Anderson, R. E., & Srinivasan, S. S. (2003). E-Satisfaction and E-Loyalty: A Contingency Framework. *Psychology & Marketing*, *20*(2), 123-138. https://doi.org/10.1002/mar.10063

Basu, S. (2021). Personalized product recommendations and firm performance. *Electronic Commerce Research and Applications*, *48*, 101074. https://doi.org/10.1016/j.elerap.2021.101074

Beldad, A., de Jong, M., & Steehouder, M.

Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *48*(1), 24–42. https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0

Davey, A., Sung, B., & Butcher, L. (2023). Revisiting experiential marketing: a Delphi study. *Journal of Brand Management*, *31*(1), 16-37. https://doi.org/10.1057/s41262-023-00333-w

Dessart, L., Veloutsou, C., & Morgan-Thomas, A. (2015). Consumer engagement in online brand communities. *Journal of Product & Brand Management*, *24*(1), 28-42. https://doi.org/10.1108/JPBM-06-2014-0635

Enshassi, M., Nathan, R. J., Soekmawati, & Ismail, H. (2025). Unveiling barriers and drivers of AI adoption for digital marketing in Malaysian SMEs. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, *11*(2), 100519. https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2025.100519

Floridi, L., Cowls, J., King, T. C., & Taddeo, M. (2020). How to design ai for social good: Seven essential factors. *Science and Engineering Ethics*, *26*, 1771–1796. https://doi.org/10.1007/s11948-020-00213-5

Gomes, M. A., & Meisen, T. (2023). A review on customer segmentation methods for personalized customer targeting in e-commerce use cases. *Information Systems and e-Business Management*, *21*, 527-570. https://doi.org/10.1007/s10257-023-00640-4

Hardcastle, K., Vorster, L., & Brown, D. M. (2025). Understanding customer responses to AI-driven personalized journeys: Impacts on the customer experience. *Journal of Advertising*, *54*(2), 176–195. https://doi.org/10.1080/00913367.2025.246098

Heitmann, M. (2024). Generative AI for marketing content creation: New rules for an old game. *NIM Marketing Intelligence Review*, *16*(1), 10–17. https://doi.org/10.2478/nimmir-2024-0002

Hsu, C.-L., & Lin, J. C.-C. (2023). Understanding the user satisfaction and loyalty of customer service chatbots. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *71*, 103211. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.103211

Huang, M.-H., & Rust, R. T. (2021). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *49*(1), 30–50. https://doi.org/10.1007/s11747-020-00749-9

Huang, M.-H., Rust, R. T., & Maksimovic, V. (2019). The feeling economy: Managing in the next generation of artificial intelligence (AI). *California Management Review*, *61*(4), 43–65. https://doi.org/10.1177/0008125619863436

Huber, J., & Stuckenschmidt, H. (2020). Daily retail demand forecasting using machine learning with emphasis on calendric special days. *International Journal of Forecasting*, *36*(4), 1420–1438. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2020.02.005

Iglesias, O., Markovic, S., & Rialp, J. (2019). How does sensory brand experience influence brand equity? Considering the roles of customer satisfaction and consumer trust. *Journal of Business Research*, *96*, 343–354. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.05.043

Irawan, A., & Cheng, J. M.-S. (2025). Elevating customer brand advocacy through owned social media content. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, *20*(1), 10. https://doi.org/10.3390/jtaer20010010

Ismagilova, E., Slade, E. L., Rana, N. P., & Dwivedi, Y. K. (2020). The effect of electronic word of mouth communications on intention to buy: A meta-analysis. *Information Systems Frontiers*, *22*(5), 12031241–12261263. https://doi.org/10.1007/s10796-019-09924-y

Jie, Y., & Li, Y. (2022). Chronological cues and consumers' preference for mere newness. *Journal of Retailing*, *98*(3), 527–541. https://doi.org/10.1016/j.jretai.2021.11.003

John, J. M., Shobayo, O., & Ogunleye, B. (2023). An exploration of clustering algorithms for customer segmentation in the UK retail market. *Analytics*, *2*(4), 809–823. https://doi.org/10.3390/analytics2040042

Joung, J., & Kim, H. (2023). Interpretable

machine learning-based approach for customer segmentation using online product reviews. *International Journal of Information Management*, *70*, 102641. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102641

Koivisto, E., & Mattila, P. (2020). Extending the luxury experience to social media: User-generated content co-creation in a branded event. *Journal of Business Research*, *117*, 570–578. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.10.030

Le, T. T., Vo, X. V., & Venkatesh, V. G. (2022). Role of green innovation and supply chain management in driving sustainable corporate performance. *Journal of Cleaner Production*, *374*, 133875. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.133875

Lemon, K. N., & Verhoef, P. C. (2016). Understanding customer experience throughout the customer journey. *Journal of Marketing*, *80*(6), 69–96. https://doi.org/10.1509/jm.15.0420

Li, C.-Y., Fang, Y.-H., & Chiang, Y.-H. (2023a). Can AI chatbots help retain customers? An integrative perspective using affordance theory and service-domain logic. *Technological Forecasting and Social Change*, *197*, 122921. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122921

Li, J., & Chen, B. (2025). A deep Q-learning optimization framework for dynamic pricing in e-commerce. In *Proceedings of the 2025 4th International Conference on Cyber Security, Artificial Intelligence and the Digital Economy* (CSAIDE '25) (pp. 367–371). https://doi.org/10.1145/3729706.3729764

Li, X., Grahl, J., & Hinz, O. (2021). How do recommender systems lead to consumer purchases? A causal mediation analysis of a field experiment. *Information Systems Research*, *33*(2), 620–637. https://doi.org/10.1287/isre.2021.1074

Li, Z., Sial, M. S., Wu, H., Căpușneanu, S., & Barbu, C.-M. (2023b). The role of CSR information on social media to promote the communicative behavior of customers: An emotional framework enriching behavioral sciences literature. *Behavioral Sciences*, *13*(2), 126. https://doi.org/10.3390/bs13020126

Liu, B., & Wei, L. (2021). Machine gaze in online behavioral targeting: The effects of algorithmic human likeness on social presence and social influence. *Computers in Human Behavior*, *124*, 106926. https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.106926

Liu, W., Zhang, Y., Wang, J., He, Y., Caverlee, J., Chan, P. P. K., Yeung, D. S., & Heng, P. A. (2021). Item Relationship Graph Neural Networks for E-Commerce. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, *33*(9). https://doi.org/10.1109/TNNLS.2021.3060872

Makivić, R., Vukolić, D., Veljović, S., Bolesnikov, M., Dávid, L. D., Ivanišević, A., Silić, M., & Gajić, T. (2024). AI impact on hotel guest satisfaction via tailor-made services: A case study of Serbia and Hungary. *Information*, *15*(11), 700. https://doi.org/10.3390/info15110700

Miron, M., Tolan, S., Gómez, E., & Castillo, C. (2021). Evaluating causes of algorithmic bias in juvenile criminal recidivism. *Artificial Intelligence and Law*, *29*(2), 111–147. https://doi.org/10.1007/s10506-020-09268-y

Mittelstadt, B. D. (2019). Principles alone cannot guarantee ethical AI. *Nature Machine Intelligence*, *1*(11), 501–507. https://doi.org/10.1038/s42256-019-0114-4

Murire, O. T. (2024). Artificial intelligence and its role in shaping organizational work practices and culture. *Administrative Sciences*, *14*(12), 316. https://doi.org/10.3390/admsci14120316

Mustak, M., Salminen, J., Plé, L., & Wirtz, J. (2021). Artificial intelligence in marketing: Topic modeling, scientometric analysis, and research agenda. *Journal of Business Research*, *124*, 389-404. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.10.044

Ngai, E. W. T., & Wu, Y. (2022). Machine learning in marketing: A literature review, conceptual framework, and research agenda. *Journal of Business Research*, *145*, 35–48. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.02.049

Nguyen, G.-D., & Dao, T.-H. T. (2024). The moderating role of flow experience on mobile commerce continuance intention:

The integrative view of user adaptation, expectation-confirmation, and task-technology models. *SAGE Open*, *14*(2). https://doi.org/10.1177/21582440241253889

OpenAI (2024). *GPT-4 Technical Report*. https://openai.com/research/gpt-4

Pantano, E., Pizzi, G., Scarpi, D., & Dennis, C. (2020). Competing during a pandemic? Retailers' ups and downs during the COVID-19 outbreak. *Journal of Business Research*, *116*, 209–213. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.05.036

Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). "*Why should I trust you*?" *Explaining the predictions of any classifier*. Proceedings of the In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, USA 22nd ACM SIGKDD.1135-1144. https://doi.org/10.1145/2939672.2939778

Rohaan, D., Topan, E., & Groothuis-Oudshoorn, C. G. M. (2022). Using supervised machine learning for B2B sales forecasting: A case study of spare parts sales forecasting at an after-sales service provider. *Expert Systems with Applications*, *188*, 115925. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115925

Ruangkanjanases, A., Khan, A., & Chen, S.-C. (2024). Modeling the consumers' flow experience in e-commerce: The integration of ECM and TAM with the antecedents of flow experience. *SAGE Open*, *14*(2). https://doi.org/10.1177/21582440241258595

Rushan, M. R. I., & Huda, S. S. M. (2022). Demystifying the effect of flow experience for mobile app–based e-services: A moderated mediation study. *International Journal of E-Services and Mobile Applications*, *14*(1), 1–26. https://doi.org/10.4018/IJESMA.285548

Saheb, T., Sidaoui, M., & Schmarzo, B. (2024). Convergence of artificial intelligence with social media: A bibliometric & qualitative analysis. *Telematics and Informatics Reports*, *14*, 100146. https://doi.org/10.1016/j.teler.2024.100146

Sang, N. M. (2024). Bibliometric insights into the evolution of digital marketing trends. *Innovative Marketing*, *20*(2), 1–15. https://B2n.ir/xj2438

Schilke, O., & Reimann, M. (2025). The transparency dilemma: How AI disclosure erodes trust. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, *188*, 104405. https://doi.org/10.1016/j.obhdp.2025.104405

Schmitt, P., Skiera, B., & Van den Bulte, C. (2011). Referral programs and customer value. *Journal of Marketing*, *75*(1), 46–59. https://doi.org/10.1509/jm.75.1.46

Scridon, M. A., Achim, S. A., Pintea, M. O., & Gavriletea, M. D. (2019). Risk and perceived value: antecedents of customer satisfaction and loyalty in a sustainable business model. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*, *32*(1), 909–924. https://doi.org/10.1080/1331677X.2019.1584043

Singh, H., & Prashar, S. (2014). Anatomy of shopping experience for malls in Mumbai: A confirmatory factor analysis approach. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *21*(2), 220–228. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2013.08.002

Teepapal, T. (2025). AI-driven personalization: Unraveling consumer perceptions in social media engagement. *Computers in Human Behavior*, *165*, 108549. https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.108549

Triantafillidou, A., & Siomkos, G. (2014). Consumption experience outcomes: Satisfaction, nostalgia intensity, word-of-mouth communication and behavioural intentions. *Journal of Consumer Marketing*, *31*(6/7), 526–540. https://doi.org/10.1108/JCM-05-2014-0982

Wedel, M., & Kannan, P. K. (2016). Marketing analytics for data-rich environments. *Journal of Marketing*, *80*(6), 97-121. https://doi.org/10.1509/jm.15.0413

Wong, A. (2023). How social capital builds online brand advocacy in luxury social media brand communities. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *70*, 103143. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.103143

Wu, R.-S., & Chou, P.-H. (2011). Customer segmentation of multiple category data in

e-commerce using a soft-clustering approach. *Electronic Commerce Research and Applications*, *10*(3), 331–341. https://doi.org/10.1016/j.elerap.2010.11.002

Ye, M., & Ching, T. C. (2023). Research and application of flow-based live-streaming shopping towards compulsive buying. *Annals of Operations Research*, *317*(3), 1409-1431. https://doi.org/10.1007/s10479-023-05681-z

Yum, K., & Kim, J. (2024). The influence of perceived value, customer satisfaction, and trust on loyalty in entertainment platforms. *Applied Sciences*, *14*(13), 5763. https://doi.org/10.3390/app14135763

Zaghloul, M., Barakat, S., & Rezk, A. (2024). Predicting e-commerce customer satisfaction: Traditional machine learning vs. deep learning approaches. *Journal of Retailing and Consumer Services*, *79*, 103865. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.103865

Zhang, C., & Cheng, P. (2024). Examining influence of electronic words of mouth and social media marketing on customer satisfaction and purchase intention: Moderating impact of effectiveness of information and communication technologies. *Profesional de la Información*, *33*(4). https://doi.org/10.3145/epi.2024.ene.0412

Zhang, N. (2022). How does CSR of food company affect customer loyalty in the context of COVID-19: a moderated mediation model. *International Journal of Corporate Social Responsibility*, *7*(1), 1. https://doi.org/10.1186/s40991-021-00068-4