43815
Iranian Educational Technology Association

Journal of
Trends and Achievements in
Learning Technology

Homepage: https://jlt.iaet.ir/

Fundamental Drivers of Artificial Intelligence Adoption in Education-Oriented Organizations: An ISM–MICMAC–Based Nonlinear Causal Model

Aref Shams [1] | **Seyed Abdollah Amin Mousavi** [2*] | **Mohammad Malekinia** [3]

1. Department of Information Technology Management, KI.C., Islamic Azad University, Kish, Iran, Email: a.shams@iau.ac.ir

2. *Corresponding Author,* Department of Information Technology Management, CT.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran, Email: saa.mousavi@iau.ac.ir

3. Department of Information Technology Management, ST.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran, Email: malekinia@iau.ac.ir

Print ISSN:
3060-7167
Online ISSN:
3060-656X

Article Type:
Research Article

Article history:
Received December 16, 2025
Received in revised form February 09, 2026
Accepted February 22, 2026
Published Online March 27, 2026

Keywords:
Artificial intelligence;
Innovation adoption;
Education-oriented organizations;
Interpretive structural modeling;
MICMAC analysis

ABSTRACT

The rapid expansion of emerging technologies, particularly artificial intelligence (AI), has subjected education-oriented organizations to profound transformations and complex challenges in the process of innovation adoption. The purpose of this study is to design and propose a structural, hierarchical, and non-linear model to identify and explain the causal relationships among the factors influencing the adoption of AI-driven innovations in such organizations. Unlike conventional linear and technology-centered models such as (TAM) and (UTAUT), the proposed model adopts a systematic and holistic perspective by elucidating multi-layered causal relationships underlying AI innovation adoption. This applied research employs a mixed-methods approach, integrating qualitative and quantitative phases. Thirteen key factors were identified through a systematic literature review and subsequently analyzed using Interpretive Structural Modeling (ISM), through which they were organized into seven hierarchical levels. Model validation and the assessment of variables' driving and dependence power were conducted using MICMAC analysis. The findings reveal that perceptual and information-processing infrastructures constitute the most fundamental and influential driving forces, forming the foundation for other components such as digital motivational mechanisms, organizational transformation frameworks, and structural dynamism. The MICMAC results further confirm the structural stability of the system and the clarity of causal relationships among variables. By offering a multidimensional analytical framework, the proposed model provides practical guidance for policymakers and organizational leaders to allocate strategic resources toward the development of perceptual and information-processing infrastructures rather than focusing on superficial instrumental layers. This approach not only prevents resource misallocation but also facilitates the sustainable and effective adoption of artificial intelligence within education-oriented organizations.

Cite this Article: Shams, A., Amin Mousavi, A., & Malekinia, M. (2026). Fundamental Drivers of Artificial Intelligence Adoption in Education-Oriented Organizations: An ISM–MICMAC–Based Nonlinear Causal Model. *Trends and Achievements in Learning Technology*, 3(9), 107-142. https://doi.org/10.22034/jlt.2026.2081055.1072

© 2026 Author(s)
Publisher: Iranian Educational Technology Association
DOI: https://doi.org/10.22034/jlt.2026.2081055.1072

Introduction

In the context of rapid technological change, artificial intelligence (AI) is reshaping education, enabling personalized learning, data-driven decision-making, and improved outcomes (Russell & Norvig, 2020; Chen et al., 2022). However, AI adoption is hindered by individual resistance, organizational inertia, technical barriers, and cognitive-emotional challenges (Venkatesh et al., 2003; Alam, 2021). Traditional technology acceptance models, relying on linear, variance-based approaches, are insufficient for capturing the hierarchical, non-linear, and interdependent relationships among adoption factors (Dwivedi et al., 2024; Xiong et al., 2024). Addressing these gaps, this study develops a multi-level, causal model using Interpretive Structural Modeling (ISM) and validates it through MICMAC analysis, integrating technological, organizational, cognitive-emotional, and environmental dimensions to provide both theoretical insight and practical guidance for sustainable AI adoption in education-focused organizations.

Research Question(s)

This study aims to develop a comprehensive model that clarifies the structural and hierarchical relationships among the factors influencing artificial intelligence adoption in education-oriented organizations, with the purpose of supporting strategic decision-making. Accordingly, the main research question is: How do these factors interact across hierarchical levels, and which factor acts as the key driving force in the success of AI adoption?

Literature Review

The adoption of emerging technologies, particularly artificial intelligence (AI), in education-focused organizations represents a pivotal topic in technology management and educational research. Classical models such as the Technology Acceptance Model (TAM; Davis, 1989), Diffusion of Innovations (DOI; Rogers, 1995), Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT/UTAUT2; Venkatesh et al., 2003, 2012), Technology-Organization-Environment Framework (TOE; Tornatzky & Fleischer, 1990), Technology Readiness Index (TRI; Parasuraman, 2000), and Theory of Planned Behavior (TPB; Ajzen, 1991) emphasize individual, technological, organizational, and environmental factors and have been widely applied in educational studies. Domestic literature (Zangeneh et al., 1404; Mirmasoomi, 1404; Mohammadzadeh & Abedi, 1403; Safari & Ansari, 1401) and international

studies (Bayaga, 2025; Sánchez et al., 2025; Sharma et al., 2024; Nguyen et al., 2022; Chatterjee et al., 2020) demonstrate the multidimensional influence of factors on AI adoption. However, these works predominantly focus on linear relationships and single-level analyses, with limited attention to structural interactions and non-linear dynamics (Dwivedi et al., 2024; Xiong et al., 2024; Chen et al., 2022).

Through comparative analysis of theoretical models and empirical studies, the present research extracted and conceptualized 13 key factors across five dimensions (individual, technological, organizational, environmental, and cognitive-emotional):

1. Digital motivational mechanisms;
2. Technology interaction protocols;
3. Organizational alignment mechanisms;
4. Organizational synchronization processes;
5. Digital cognitive and emotional threshold factors;
6. Intelligent adaptability factors;
7. Integrated cognitive architectures;
8. Technological trust and transparency constructs;
9. Normative systems and digital social capital;
10. Perceptual and information processing platforms;
11. Self-regulation and individual empowerment mechanisms;
12. Organizational transformation frameworks and structural dynamics;
13. Multi-level and interdisciplinary interaction infrastructures.

Given the limitations of classical models in capturing complex, non-linear, and multi-level relationships, and the constraints of methods such as SEM—which require established theoretical models and large quantitative datasets—and FCM—which emphasize system dynamics and interpretive complexity, this study adopts Interpretive Structural Modeling (ISM). ISM is particularly suitable for analyzing emerging, complex phenomena, allowing hierarchical structuring of factors, identification of driving and dependent variables, and clear elucidation of causal relationships.

Methodology

This applied study employed a mixed-methods approach to develop a structured causal model explaining the interactions among factors influencing artificial intelligence adoption in education-oriented organizations. The study population

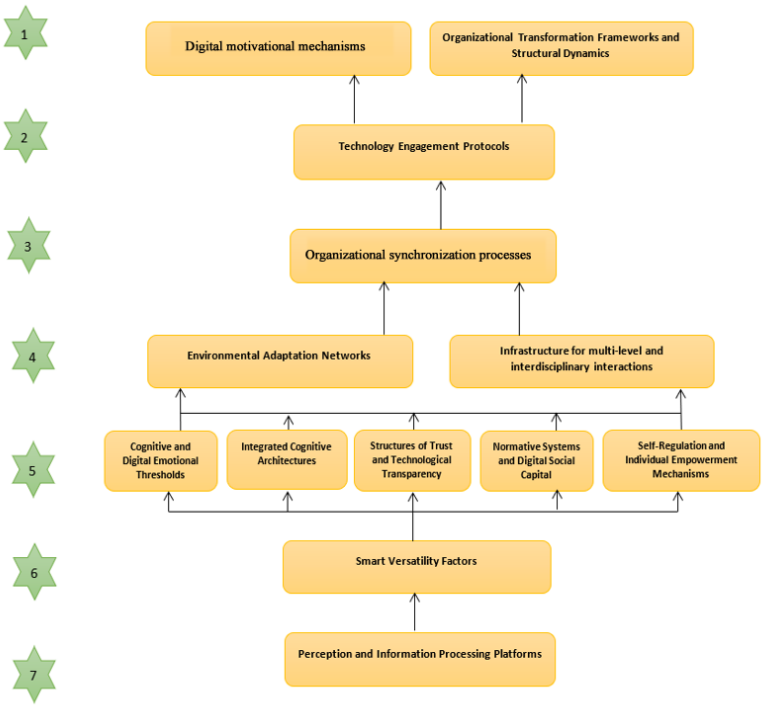
consisted of academic experts and senior managers in educational technology, artificial intelligence, and digital transformation, selected through purposive judgmental sampling based on expertise and experience. In line with ISM research conventions, nine experts participated, with sample size determined by expert adequacy and theoretical saturation rather than quantitative criteria.

In the qualitative phase, relevant factors were identified through a systematic literature review and validated by expert judgment. In the quantitative phase, Interpretive Structural Modeling (ISM) was used to analyze causal relationships among the factors using a pairwise comparison questionnaire. Expert consensus was achieved through iterative review by a subpanel. To validate the model and assess the driving and dependence power of variables, MICMAC analysis was conducted, classifying factors into independent, linkage, dependent, and autonomous categories. Model validity was confirmed through expert consensus and consistency between ISM and MICMAC results.

Results

The ISM analysis confirms that AI innovation adoption in education-oriented organizations is governed by a seven-level hierarchical structure of 13 interrelated factors (figure 1).

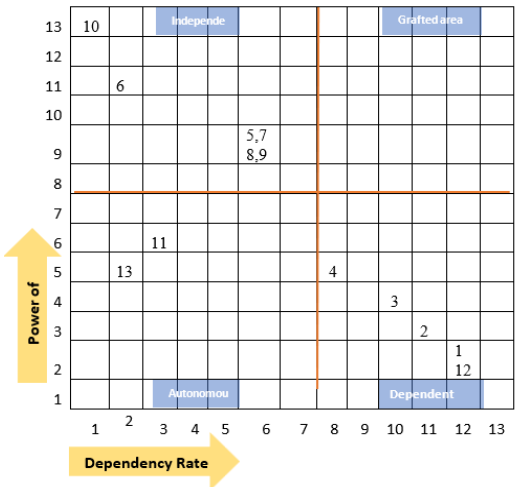
Figure 1
An Interpretive Structural Model of Artificial Intelligence Innovation Adoption in Learning-Oriented Organizations



Interpretive Structural Modeling (ISM) reveals a seven-level causal hierarchy for AI adoption in education-oriented organizations, in which causality flows from perceptual and data-processing infrastructures at the foundational levels to digital motivational mechanisms and organizational transformation outcomes at the upper levels. The findings identify perceptual and information-processing foundations as the most fundamental drivers of the system, upon which the activation of cognitive, adaptive, social, and organizational layers depends. Human–cognitive factors, including trust, social norms, and cognitive thresholds, function as mediating mechanisms that bridge technical capabilities and users' behavioral acceptance, whereas digital motivational mechanisms and organizational transformation frameworks exhibit an outcome-oriented nature. This hierarchical logic underscores that sustainable AI adoption emerges from gradual, multi-level interventions and that surface-level policies or transformation initiatives, without reinforcement of underlying data-driven,

adaptive, and cognitive layers, are unlikely to result in enduring organizational change.

Figure 2
Clustering of Indicators (Influence and Dependency Diagram)



MICMAC analysis reveals that variables are distributed across independent, dependent, and autonomous zones, with the linkage zone notably absent, indicating structural stability, clear causal pathways, and no unstable feedback loops. Independent driving factors—particularly perceptual and information-processing foundations—exhibit the highest driving power and lowest dependence, establishing them as the primary enablers of AI adoption, consistent with their placement at the lower ISM hierarchy levels. Conversely, digital motivational mechanisms and organizational transformation frameworks occupy the dependent zone, functioning mainly as outcomes rather than initial drivers. The alignment of MICMAC and ISM findings underscores the model's internal coherence and causal validity, illustrating that AI adoption in education-focused organizations is a multi-level, asymmetric causal system where strategic interventions should target foundational cognitive and structural drivers.

Conclusion

The ISM results, structured across seven hierarchical levels, reveal a clear causal flow from foundational cognitive–perceptual layers to operational and institutional outcomes. The findings demonstrate that AI adoption in education-oriented organizations is a systemic and gradual process that originates in deep cognitive and perceptual infrastructures and culminates in organizational transformation. This perspective aligns with recent technology adoption literature emphasizing the contextual, complex, and non-linear nature of adoption processes (Dwivedi et al., 2024; Xiong et al., 2024).

The study's primary theoretical contribution lies in identifying perceptual and information-processing infrastructures as the most fundamental driving force of AI adoption. Unlike traditional models such as TAM, which treat perceived ease of use as an antecedent variable, the proposed model conceptualizes ease of use as an outcome of deeper cognitive and informational capacities. Without institutionalized digital literacy and mental information-processing infrastructures, external incentives are unlikely to result in genuine adoption. This finding is consistent with expectancy–value theory, which links technology valuation to internal competence beliefs.

The proposed model redefines individual, technological, social, organizational, and environmental factors as interdependent components of a unified system. MICMAC analysis further confirms the structural stability of the model and the transparency of causal pathways. Overall, the model offers a non-linear, asymmetric causal framework that complements existing quantitative models and provides a practical roadmap for prioritizing strategic interventions in AI-driven educational transformation.

فصلنامه
روندها و دستاوردها در فناوری یادگیری
Homepage: https://jlt.iaet.ir/
انجمن فناوری آموزشی ایران ۴۳۸۱۵

پیشران‌های بنیادین پذیرش هوش مصنوعی در سازمان‌های آموزش‌محور: یک مدل علّی غیرخطی مبتنی بر ISM–MICMAC

عارف شمس [۱] | سید عبداله امین موسوی [۲*] | محمد ملکی‌نیا [۳]

۱. گروه مدیریت فناوری اطلاعات، واحد بین‌المللی کیش، دانشگاه آزاد اسلامی، کیش، ایران. رایانامه: a.shams@iau.ac.ir

۲. *نویسنده مسئول*، گروه مدیریت فناوری اطلاعات، واحد تهران مرکزی، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. رایانامه: saa.mousavi@iau.ac.ir

۳. گروه مدیریت فناوری اطلاعات، واحد تهران‌جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. رایانامه: malekinia@iau.ac.ir

شاپا چاپی:
۳۰۶۰-۷۱۶۷
شاپا الکترونیکی:
۳۰۶۰-۶۵۶x

نوع مقاله:
مقاله پژوهشی

تاریخچه مقاله
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۹/۲۵
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۱۱/۲۰
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۲/۰۳
تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۱/۰۶

چکیده

گسترش فناوری‌های نوظهور به‌ویژه هوش مصنوعی (AI)، سازمان‌های آموزش‌محور را دچار تحولات عمیق و چالش‌های پیچیده‌ای در مسیر پذیرش نوآوری مواجه ساخته است. هدف این پژوهش طراحی و ارائه یک مدل ساختاری، سلسله‌مراتبی و غیرخطی برای شناسایی و تبیین روابط علّی میان عوامل مؤثر بر پذیرش نوآوری‌های هوش مصنوعی در این سازمان‌ها است. این مدل برخلاف مدل‌های خطی و فناوری‌محور مرسوم نظیر TAM و UTAUT از طریق تبیین روابط علّی چندلایه، رویکردی نظام‌مند و جامع در تحلیل مکانیسم‌های پذیرش نوآوری هوش مصنوعی ارائه می‌دهد. پژوهش حاضر با هدف کاربردی و با اتخاذ رویکرد آمیخته در قالب مراحل کیفی و کمی انجام شد. بدین منظور، ۱۳ عامل کلیدی شناسایی‌شده از طریق مرور نظام‌مند ادبیات با رویکرد مدل‌سازی ساختاری – تفسیری تحلیل و در هفت سطح سلسله‌مراتبی سازمان‌دهی شد. اعتبارسنجی مدل و سنجش قدرت نفوذ و وابستگی متغیرها از طریق تحلیل میک‌مک انجام شد. یافته‌ها نشان داد بسترهای ادراک و پردازش اطلاعاتی به‌عنوان ریشه‌ای‌ترین و نافذترین پیشران، زیربنای سایر مؤلفه‌ها نظیر سازوکارهای انگیزشی دیجیتال و چارچوب‌های تحول‌سازمانی و پویایی ساختاری را تشکیل می‌دهند. نتایج تحلیل میک‌مک نیز حاکی از ثبات ساختاری سیستم و شفافیت روابط علّی میان متغیرها بود. مدل پیشنهادی با ارائه چارچوبی چندبعدی، راهنمای عملی برای سیاست‌گذاران فراهم می کند تا منابع استراتژیک خود را به‌جای تمرکز بر لایه‌های ابزاری سطحی، بر توسعه بسترهای ادراکی و پردازش اطلاعاتی متمرکز کنند. این رویکرد با جلوگیری از اتلاف منابع، پذیرش پایدار و مؤثر هوش مصنوعی در سازمان‌های آموزش‌محور را فراهم می‌سازد.

کلیدواژه‌ها:
هوش مصنوعی، پذیرش نوآوری، سازمان‌های آموزش‌محور، مدل‌سازی ساختاری – تفسیری، تحلیل میک‌مک

استناد به این مقاله: شمس، عارف، امین موسوی، سید عبداله، و ملکی‌نیا، محمد. (۱۴۰۵). پیشران‌های بنیادین پذیرش هوش مصنوعی در سازمان‌های آموزش‌محور: یک مدل علّی غیرخطی مبتنی بر ISM–MICMAC. *نشریه روندها و دستاوردها در فناوری یادگیری*، ۳(۹)، ۱۰۷-۱۴۲. https://doi.org/10.22034/jlt.2026.2081055.1072

© ۲۰۲۶ نویسنده(گان)
ناشر: انجمن فناوری‌های آموزشی ایران

مقدمه

جهان امروز با موجی بی‌سابقه از تحولات فناورانه مواجه است که در این میان، هوش مصنوعی (AI)[1] به‌عنوان یکی از اثرگذارترین فناوری‌های نوین، ساختارها و فرایندهای سازمانی را دگرگون ساخته است. سازمان‌های آموزش‌محور، به دلیل مسئولیت انتقال دانش و پرورش نیروی انسانی، بیش از سایر بخش‌ها تحت‌تأثیر این فناوری قرار گرفته‌اند (Russell & Norvig, 2020). به‌کارگیری نوآوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند فرایندهای یاددهی - یادگیری را بهینه‌سازی کرده، کیفیت ارزیابی و بازخورد را ارتقا دهد و تصمیم‌گیری‌های مدیریتی را مبتنی بر داده سازد (Chen et al., 2022). با وجود این مزایا، پذیرش و نهادینه‌سازی نوآوری‌های هوش مصنوعی فرایندی پویا و چندبعدی است که صرفاً به ویژگی‌های فناورانه محدود نمی‌شود، بلکه تحت‌تأثیر مجموعه‌ای از عوامل فردی، سازمانی، محیطی و شناختی - عاطفی قرار دارد (Venkatesh et al., 2003; Rogers, 1995).

هوش مصنوعی به‌عنوان یکی از فناوری‌های تحول‌آفرین، نقش مهمی در متحول کردن نظام آموزشی ایفا می‌کند (رجبیان،۱٤۰۳). سازمان‌های آموزش‌محور برای حفظ کارایی، کیفیت خدمات و رقابت‌پذیری، ناگزیر از انطباق با این تحولات فناورانه هستند (Chen et al., 2022). نظام‌های آموزشی، به‌ویژه دانشگاه‌ها و مراکز آموزش عالی، از یک‌سو مصرف‌کننده فناوری‌های نوین و از سوی دیگر، تربیت‌کننده نیروی انسانی متخصص و تولیدکننده دانش هستند و ازاین‌رو، نقشی دوگانه در پذیرش و اشاعه نوآوری‌های فناورانه ایفا می‌کنند. عدم انطباق به‌موقع با تحولات ناشی از هوش مصنوعی می‌تواند به کاهش کیفیت آموزش، عقب‌ماندگی علمی و تضعیف رقابت‌پذیری در سطوح ملی و بین‌المللی منجر شود (Alam, 2021). بااین‌حال، شواهد پژوهشی نشان می‌دهد که سطح پذیرش آن در نهادهای آموزشی همچنان محدود بوده و با مقاومت‌های فردی و سازمانی همراه است (Venkatesh et al., 2021; Al-Emran & Shaalan, 2022). گزارش شاخص آمادگی دولت‌ها برای پذیرش هوش مصنوعی دانشگاه آکسفورد نشان می‌دهد که ایران در رتبه ۹٤ از ۱۹۳ کشور قرار دارد و در مقایسه با کشورهایی مانند امارات متحده عربی (رتبه ۲۰) و عربستان سعودی (رتبه ۲۹) وضعیت نامطلوبی دارد. چالش‌هایی مانند کمبود زیرساخت‌های دیجیتال، نگرانی‌های اخلاقی (حریم خصوصی و سوگیری الگوریتمی)، و

1. Artificial Intelligence

مقاومت فرهنگی اساتید و دانشجویان، جایگاه ایران را در این شاخص تضعیف کرده است (Oxford government readiness index, 2023).

این وضعیت، ضرورت انجام این پژوهش‌ها را بیش‌ازپیش برجسته می‌کند. به‌علاوه، بخش قابل‌توجهی از مطالعات پیشین، پذیرش فناوری را به‌صورت تک‌بعدی یا مبتنی بر مدل‌های سنتی بررسی کرده‌اند و کمتر به تحلیل روابط علّی و سلسله‌مراتبی میان عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در بستر سازمان‌های آموزشی پرداخته‌اند. همچنین، تلاش‌های اندکی در جهت تلفیق دیدگاه‌های نظری با رویکردهای مدل‌سازی ساختاری برای ارائه مدلی جامع، تبیینی و کاربردی صورت گرفته است. این خلأ پژوهشی، ضرورت شناسایی پیشران‌های بنیادین و تبیین روابط علّی میان عوامل پذیرش نوآوری‌های هوش مصنوعی در سازمان‌های آموزش‌محور را برجسته می‌سازد.

هدف این مطالعه ارائه یک مدل جامع است که روابط ساختاری و سلسله‌مراتبی میان عوامل مؤثر بر پذیرش نوآوری هوش مصنوعی در سازمان‌های آموزش‌محور را تبیین کند. این مدل به‌گونه‌ای طراحی شده است که بتواند تصمیم‌گیرندگان و سیاست‌گذاران را در تدوین راهبردهای هدفمند یاری نماید. در این راستا، پژوهش حاضر به دنبال پاسخ به این پرسش اصلی است: چگونه عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در سطوح مختلف سلسله‌مراتبی با یکدیگر در تعامل هستند و کدام عامل، به‌عنوان ریشه‌ای‌ترین پیشران، موفقیت کل سیستم پذیرش را تعیین می‌کند؟

پیشینه پژوهش

پذیرش و به‌کارگیری فناوری‌های نوین، ازجمله هوش مصنوعی، یکی از موضوعات محوری در پژوهش‌های مدیریت فناوری و آموزش است. در دهه‌های گذشته، نظریه‌ها و مدل‌های متعددی برای تبیین رفتار پذیرش فناوری توسط افراد و سازمان‌ها ارائه شده‌اند که هر یک به جنبه‌ای خاص از این فرایند توجه داشته‌اند. یکی از بنیادی‌ترین مدل‌ها، مدل پذیرش فناوری (TAM)[1] که توسط Davis (1989) بر اساس نظریه عمل منطقی (TRA)[2] ارائه شد، بر دو سازه اصلی سودمندی ادراک‌شده و سهولت استفاده ادراک‌شده تأکید دارد که نقش تعیین‌کننده‌ای در

1. Technology Acceptance Model
2. Theory of Reasoned Action

شکل‌گیری نگرش و قصد رفتاری کاربران ایفا می‌کنند. این مدل به‌طور گسترده در مطالعات آموزشی برای تحلیل‌پذیرش ابزارهای مبتنی بر هوش مصنوعی، ازجمله سامانه‌های یادگیری آنلاین، به کار رفته است (Ala & Ramayah, 2023). در ادامه، نظریه انتشار نوآوری (DOI)[1] توسط Rogers (1995) با تمرکز بر ویژگی‌هایی نظیر مزیت نسبی، سازگاری و پیچیدگی، چارچوبی پویا برای تحلیل فرایندپذیرش نوآوری‌ها در محیط‌های آموزشی ارائه می‌دهد.

در سطحی جامع‌تر، مدل یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری (UTAUT)[2] توسط Venkatesh و همکاران (2003) معرفی شد که چهار سازه اصلی انتظار عملکرد، انتظار تلاش، نفوذ اجتماعی و شرایط تسهیل‌کننده را به‌عنوان پیش‌بین‌های قصد رفتاری معرفی می‌کند. نسخه توسعه‌یافته آن، UTAUT2، شامل متغیرهایی مانند انگیزش لذت‌بخش و عادت است. این مدل، که عوامل تعدیل‌کننده‌ای مانند سن، جنسیت و تجربه را نیز در نظر می‌گیرد، در تحقیقات مرتبط با پذیرش هوش مصنوعی در آموزش، برای پیش‌بینی رفتار معلمان و دانشجویان به کار رفته است (Venkatesh et al., 2012). از منظر سازمانی، چارچوب فناوری–سازمان–محیط (TOE)[3] توسط Tornatzky and Fleischer (1990) پیشنهاد شد که پذیرش نوآوری را برآیند تعامل عوامل فناورانه، سازمانی و محیطی می‌داند و در بررسی پذیرش هوش مصنوعی در مؤسسات آموزشی کاربرد گسترده‌ای یافته است. افزون بر این، شاخص آمادگی فناوری (TRI)[4] توسط Parasuraman (2000) با تمرکز بر نگرش‌ها و آمادگی روان‌شناختی کاربران و دید مثبت به فناوری و نوآوری است. درنهایت، نظریه رفتار برنامه‌ریزی‌شده (TPB)[5] توسط Ajzen (1991) بر نگرش، هنجارهای ذهنی و کنترل رفتاری ادراک‌شده تأکید دارد و در ادغام با مدل‌های فوق، چارچوب جامعی برای تحلیل پذیرش فراهم می‌آورد.

پیشینه پژوهش‌های مرتبط با پذیرش هوش مصنوعی در آموزش، تنوعی از یافته‌ها را نشان می‌دهد. در سطح داخلی، زنگانه و همکاران (۱٤۰٤) با بهره‌گیری از مدل UTAUT، نشان دادند که انتظار عملکرد و شرایط تسهیل‌کننده تأثیر مثبتی بر قصد استفاده اعضای هیئت‌علمی از هوش

1. Diffusion of Innovation
2. Unified Theory of Acceptance and Use of Technology
3. Technology-Organization-Environment Framework
4. Technology Readiness Index
5. Theory of Planned Behavior

مصنوعی دارند، درحالی‌که نفوذ اجتماعی نقش کم‌رنگ‌تری ایفا می‌کند. میرمعصومی (۱۴۰۴) با تمرکز بر نظریه DOI، تأکید کرد که سازگاری فنی و مزیت نسبی عوامل اصلی پذیرش در مراکز آموزشی هستند، اما پیچیدگی فناوری می‌تواند مانع ایجاد کند. (محمدزاده و عابدی، ۱۴۰۳) در بررسی سیستم‌های مدیریت روابط مشتری مبتنی بر هوش مصنوعی، بر اهمیت آمادگی سازمانی و توانمندسازهای فنی مانند تخصص حرفه‌ای اشاره کردند که پذیرش را تسهیل می‌کنند. صفری و انصاری (۱۴۰۱) نیز عوامل زیرساختی، نیروی متخصص و صرفه‌جویی هزینه را به‌عنوان اولویت‌های پذیرش هوش مصنوعی در بخش‌های دولتی و خصوصی رتبه‌بندی نمودند. این مطالعات عمدتاً بر جنبه‌های فردی و سازمانی تمرکز دارند، اما کمتر به روابط ساختاری پرداخته‌اند.

در سطح بین‌المللی، Bayaga (2025) با ادغام TAM و عوامل آموزشی، نشان داد که انتظار عملکرد و تلاش بر نگرش و قصد رفتاری در پذیرش هوش مصنوعی در آموزش عالی تأثیرگذار است، به‌ویژه در زمینه نوآوری‌ها Sánchez و همکاران (2025) با ترکیب TOE و DOI، چارچوبی برای پذیرش هوش مصنوعی در کسب‌وکارهای کوچک ارائه کردند که عوامل محیطی مانند دخالت دولت را برجسته می‌سازد. Sharma و همکاران (2024) در مطالعه‌ای در هند، با بهره‌گیری از TAM، SCT[1] و HCI[2]، حمایت سازمانی، سهولت استفاده و خودکارآمدی را عوامل کلیدی دانستند. Nguyen و همکاران (2022) در ویتنام، با چارچوب TOE، بر سازگاری فنی، آمادگی سازمانی و نقش دولت تأکید کردند. Chatterjee و همکاران (2020) نیز با UTAUT، مدلی مفهومی برای فرصت‌ها و چالش‌های هوش مصنوعی در آموزش عالی هند پیشنهاد دادند. این پژوهش‌ها نشان می‌دهند که پذیرش هوش مصنوعی تحت تأثیر عوامل چندبعدی است، اما اغلب بر تحلیل کمی تمرکز دارند و کمتر به مدل‌سازی ساختاری روابط می‌پردازند (Xiong et al., 2024).

بر این اساس، پژوهش حاضر با تحلیل تطبیقی مدل‌های نظری مانند: TAM، UTAUT، DOI، TOE، TPB و TRI و همچنین مرور سیستماتیک مطالعات اخیر، ۱۳ عامل کلیدی استخراج و در قالب ابعاد فردی، فناورانه، سازمانی، محیطی و اجتماعی مفهوم‌سازی شدند.

۱. **سازوکارهای انگیزشی دیجیتال:** به مجموعه محرک‌های درونی و بیرونی اشاره دارند که تمایل کاربران به استفاده مستمر از فناوری‌های دیجیتال را تقویت می‌کنند. این مفهوم ریشه در

1. Social Cognitive Theory
2. Human–Computer Interaction

نظریه انگیزش خودتعیین‌گری (SDT) دارد که بر نقش انگیزش درونی، شایستگی و خودمختاری در رفتار فناورانه تأکید می‌کند (Deci & Ryan, 2000). در مدل UTAUT2 نیز انگیزش لذت‌بخش به‌عنوان یکی از پیش‌بین‌های اصلی قصد استفاده معرفی شده است (Venkatesh et al., 2012). در سازمان‌های آموزش‌محور، وجود محرک‌های انگیزشی مانند احساس مفید بودن، جذابیت فناوری و تجربه یادگیری غنی، نقش کلیدی در پذیرش نوآوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی ایفا می‌کند.

۲. **پروتکل‌های تعامل فناوری**: به قواعد، الگوها و سازوکارهایی اشاره دارند که نحوه تعامل کاربران با سیستم‌های فناورانه را شکل می‌دهند. این عامل از مفاهیم تعامل انسان–رایانه (HCI) و سهولت استفاده ادراک‌شده در مدل TAM نشأت می‌گیرد (Davis, 1989; Norman, 2013). پژوهش‌ها نشان داده‌اند که طراحی تعاملی شفاف و کاربرمحور، پیچیدگی ادراک‌شده فناوری را کاهش داده و پذیرش آن را تسهیل می‌کند (Sweller, 1988). در محیط‌های آموزشی، پروتکل‌های تعامل کارآمد، نقش تعیین‌کننده‌ای در پذیرش سامانه‌های هوش مصنوعی مانند چت‌بات‌ها و سیستم‌های یادگیری تطبیقی دارند.

۳. **فرایندهای همگامی سازمانی**: به سازوکارهایی اطلاق می‌شود که هماهنگی میان اهداف، ساختارها و فرهنگ‌سازمانی با فناوری‌های نوظهور را امکان‌پذیر می‌سازند. این مفهوم با بعد «شرایط تسهیل‌کننده» در UTAUT و بعد سازمانی در چارچوب TOE مرتبط است (Venkatesh et al., 2003; Tornatzky & Fleischer, 1990). همگامی راهبردی سازمان با هوش مصنوعی، از طریق حمایت مدیریتی و هم‌راستایی سیاست‌ها، پذیرش این نوآوری را در نهادهای آموزشی تقویت می‌کند.

٤. **شبکه‌های تطبیق محیطی**: به تعاملات سازمان با محیط بیرونی، شامل نهادهای سیاست‌گذار، بازار کار و شبکه‌های علمی اشاره دارد. این عامل ریشه در بُعد محیطی چارچوب TOE و نظریه اقتضایی سازمان دارد (Donaldson, 2001). مطالعات نشان می‌دهند که فشارهای نهادی، رقابتی و حمایتی محیطی، نقش مهمی در پذیرش فناوری‌های نوین ایفا می‌کنند (DiMaggio & Powell, 1983). در سازمان‌های آموزش‌محور، هم‌سویی با سیاست‌های کلان و نیازهای محیطی، پذیرش هوش مصنوعی را تسهیل می‌کند.

۵. **عوامل آستانه‌های شناختی و احساسی دیجیتال:** این عامل به ادراکات ذهنی، احساسات، نگرانی‌ها و سطح تحمل هیجانی کاربران در مواجهه با فناوری اشاره دارد. ریشه نظری آن در نظریه شناخت اجتماعی (SCT) و شاخص آمادگی فناوری (TRI) قرار دارد (Bandura, 1986; Parasuraman, 2000). منجر به اضطراب فناورانه و مقاومت می‌شوند(Tarafdar et al., 2019; Sweller, 1988). مدیریت این آستانه‌ها، پذیرش هوش مصنوعی را تسهیل می‌کند.

٦. **عوامل تطبیق‌پذیری هوشمند:** به توانایی فناوری و کاربران در انطباق متقابل و پویا با شرایط و نیازها اشاره دارد. این مفهوم با نظریه قابلیت‌های پویا و یادگیری سازمانی پیوند دارد (Teece et al., 1997; Argyris & Schön, 1997). سیستم‌های هوش مصنوعی تطبیق‌پذیر، تناسب وظیفه–فناوری را افزایش می‌دهند (Goodhue & Thompson, 1995). این سازه در نظریه شناختی اجتماعی و نظریه انتظار–ارزش ریشه دارد. تطبیق‌پذیری موجب افزایش ادراک سودمندی و رضایت کاربران شده و پذیرش هوش مصنوعی را تقویت می‌کند (Bandura, 1986; Wigfield & Eccles, 2000).

۷. **معماری‌های شناختی یکپارچه:** به چارچوب‌هایی اشاره دارند که پردازش اطلاعات، تصمیم‌گیری الگوریتمی و تعامل انسانی را هم‌راستا می‌سازند. این مفهوم ریشه در علوم شناختی و نظریه شناخت توزیع‌شده دارد (Hutchins, 1995; Newell, 1990). معماری‌های یکپارچه با کاهش پیچیدگی ادراکی، فهم‌پذیری باعث اعتماد و پذیرش هوش مصنوعی در آموزش افزایش می‌یابد (Sweller, 1988; Wilson, 2002).

۸. **سازه‌های اعتماد و شفافیت فناورانه:** به باور کاربران نسبت به قابلیت اطمینان، پیش‌بینی‌پذیری و انصاف سیستم‌های هوش مصنوعی اشاره دارد. این سازه با نظریه اعتماد در فناوری و اعتماد به خودکارسازی مرتبط است (Gefen et al., 2003; Lee & See, 2004). شفافیت الگوریتمی نقش کلیدی در کاهش ریسک ادراک‌شده دارد. در آموزش، اعتماد شرط اساسی پذیرش پایدار هوش مصنوعی است.

۹. **نظام‌های هنجاری و سرمایه اجتماعی دیجیتال:** این عامل به تأثیر هنجارهای اجتماعی، شبکه‌های ارتباطی و سرمایه اجتماعی بر رفتار پذیرش فناوری اشاره دارد. ریشه نظری آن در نفوذ اجتماعی UTAUT و نظریه سرمایه اجتماعی است (Venkatesh et al., 2003; Putnam,

2000). در سازمان‌های آموزشی، حمایت همکاران و فرهنگ دیجیتال مشترک، عدم‌قطعیت پذیرش را کاهش می‌دهد و پذیرش نوآوری‌های هوش مصنوعی را تسریع می‌کند.

۱۰. **بسترهای ادراک و پردازش اطلاعاتی**: این عامل به نحوه دریافت، تفسیر و پردازش اطلاعات فناورانه توسط کاربران اشاره دارد و ریشه در نظریه پردازش اطلاعات و سودمندی ادراک‌شده دارد (Davis, 1989; Simon, 1997). وضوح اطلاعات و غنای رسانه، ابهام را کاهش می‌دهد (Daft & Lengel, 1986). این عامل پذیرش هوش مصنوعی را تقویت می‌کند.

۱۱. **مکانیسم‌های خودتنظیمی و توانمندسازی فردی**: این عامل به توانایی افراد در مدیریت یادگیری، کنترل رفتار و استفاده مؤثر از فناوری اشاره دارد. نظریه یادگیری خودتنظیمی و خودکارآمدی بندورا پشتوانه نظری آن است (Bandura, 1997; Zimmerman, 2000). در محیط‌های آموزشی، کاربران توانمندتر تمایل بیشتری به پذیرش ابزارهای هوش مصنوعی دارند.

۱۲. **چارچوب‌های تحول‌سازمانی و پویایی ساختاری**: این سازه به آمادگی سازمان برای بازطراحی ساختارها، فرآیندها و فرهنگ در مواجهه با فناوری اشاره دارد. ریشه نظری آن در نظریه تغییر سازمانی و تحول دیجیتال است (Kotter, 1996; Markus & Robey, 1988). ساختارهای منعطف، مقاومت در برابر نوآوری را کاهش می‌دهند. در سازمان‌های آموزشی، این عامل پذیرش هوش مصنوعی را نهادمند می‌کند.

۱۳. **زیرساخت‌های تعاملات چندسطحی و میان‌رشته‌ای**: این عامل به زیرساخت‌های فنی، دانشی و نهادی برای تعامل میان سطوح فردی، سازمانی و بین‌رشته‌ای اشاره دارد. ریشه نظری آن در دیدگاه سیستم‌های اجتماعی–فنی (Venkatesh et al., 2012) و شرایط تسهیل‌کننده UTAUT است (Trist & Bamforth, 1951; Venkatesh et al., 2003). یکپارچگی میان فناوری، تخصص آموزشی و مدیریت و زیرساخت‌های مناسب، پذیرش هوش مصنوعی را در سطوح فردی و سازمانی ممکن می‌سازند. پذیرش هوش مصنوعی را تسهیل می‌کند.

با وجود کاربرد گسترده این چارچوب‌های نظری موجود در تبیین‌پذیرش فناوری، مرور نظام‌مند پژوهش‌های اخیر نشان می‌دهد که اغلب مدل‌های کلاسیک ازجمله TAM، DOI و UTAUT، عمدتاً بر روابط خطی و هم‌زمان میان متغیرها تمرکز دارند و در تبیین تعاملات غیرخطی و چندسطحی عوامل مؤثر بر پذیرش نوآوری‌های فناورانه با محدودیت مواجه‌اند

(Dwivedi et al., 2024). همچنین بسیاری از مطالعات پیشین بر یک مدل خاص یا یک سطح تحلیلی متمرکز شده‌اند و عوامل را مجزا بررسی کرده و تعاملات ساختاری را کمتر به‌صورت یکپارچه تحلیل نموده‌اند (Chen et al., 2022). درنتیجه، امکان شناسایی متغیرهای پیشران، وابسته و پیوندی را محدود کرده و درک عمیق سازوکارهای علّی حاکم بر پذیرش این نوآوری ها را با چالش مواجه ساخته‌اند. این خلأ روش‌شناختی، ضرورت رویکردی مانند مدل‌سازی ساختاری تفسیری (ISM)[1] را برجسته می‌سازد؛ رویکردی که به‌طور خاص برای تحلیل پدیده‌های پیچیده، نوظهور و چندبعدی طراحی شده و امکان شناسایی، ساختاردهی و مدل‌سازی به‌صورت سلسله‌مراتبی روابط علّی میان عوامل و تمایز روشنی میان متغیرهای پیشران، وابسته را فراهم می‌سازد.

اگرچه روش‌هایی مانند مدل‌یابی معادلات ساختاری (SEM)[2] ابزاری قدرتمند برای آزمون فرضیه‌های از پیش تعریف‌شده و بررسی روابط همبستگی میان متغیرهاست، اما این روش مستلزم بلوغ نظری و داده‌های کمّی گسترده است (Hair et al., 2019). ازسوی‌دیگر، نقشه‌های شناختی فازی (FCM)[3] به‌عنوان رویکردی نیمه‌کمّی، توان مدل‌سازی پویایی سیستم و بازخوردهای علّی را دارند. بااین‌حال، FCM بیشتر بر شبیه‌سازی سناریوها و تغییرات پویا تمرکز دارد و در تبیین شفاف سطوح اثرگذاری و سلسله‌مراتب علّی میان عوامل، محدودیت‌هایی دارد (Papageorgiou, 2014). افزون بر این، تفسیر نتایج FCM برای برنامه‌ریزان و مدیران غیرمتخصص ممکن است سخت باشد؛ بنابراین، ISM با تمرکز بر شناسایی و نظم‌بخشی به روابط و تبیین ساختار علّی و سلسله‌مراتبی عوامل، تناسب بیشتری با اهداف پژوهش حاضر دارد. این روش قادر است نقشه مفهومی روشنی از تعاملات میان عوامل متعدد در پذیرش هوش مصنوعی در سازمان‌های آموزش‌محور ارائه دهد.

روش

این پژوهش ازنظر هدف، کاربردی و از حیث روش‌شناختی مبتنی بر رویکرد آمیخته (کیفی و کمی) است و با هدف ارائه یک مدل علّی و ساختارمند برای تبیین تعاملات میان عوامل مؤثر بر

1. Interpretive Structural Modeling
2. Structural Equation Modeling
3. Fuzzy Cognitive Maps

پذیرش نوآوری هوش مصنوعی در سازمان‌های آموزش‌محور انجام شد. جامعه آماری پژوهش را خبرگان دانشگاهی شامل اساتید و مدیران ارشد فعال در حوزه‌های فناوری آموزشی، هوش مصنوعی و مدیریت تحول دیجیتال تشکیل دادند. باتوجه‌به ماهیت تخصص‌محور موضوع، نمونه‌گیری خبرگان به‌صورت هدفمند قضاوتی و بر اساس میزان دانش و تخصص علمی، تجربه عملی و اجرایی و سابقه پژوهشی مرتبط انجام گرفت. تعداد خبرگان در اغلب پژوهش‌های ISM معمولاً بین ۷ تا ۱۱ نفر بوده است که در این روش بر اساس قاعده کفایت خبرگی تعیین می‌شود و تابع منطق حجم نمونه در پژوهش‌های کمّی نیست (Ab Rahman, 2022).

در مرحله کیفی، ابتدا عوامل مؤثر پژوهش از طریق مرور نظام‌مند ادبیات استخراج و با نظر خبرگان پالایش، تکمیل و تأیید شدند.

در بخش کمی، جهت بررسی و تحلیل روابط علّی میان عوامل شناسایی‌شده، از روش مدل‌سازی ساختاری – تفسیری (ISM) استفاده شد. بدین منظور، پرسش‌نامه‌ای مبتنی بر مقایسه زوجی عوامل و منطق روابط علّی ISM طراحی و در اختیار ۹ نفر از خبرگان قرار گرفت. به‌منظور دستیابی به اجماع خبرگان و رفع اختلاف‌نظرها، نتایج اولیه توسط یک گروه ٤ نفره از خبرگان، بازبینی و نهایی شد. انتخاب تعداد خبرگان بر اساس معیار اشباع نظری صورت پذیرفت، به‌گونه‌ای که فرایند مصاحبه تا زمانی ادامه یافت که هیچ عامل یا رابطه جدیدی شناسایی نشد و الگوی مفهومی روابط میان عوامل به ثبات رسید. نتایج حاصل از این مرحله، مبنای تدوین ابزار مرحله کمی و توسعه مدل نهایی پژوهش قرار گرفت. در ادامه، برای اعتباربخشی نتایج و تأیید مدل ساختاری تفسیری، از تحلیل MICMAC به‌منظور سنجش میزان نفوذ و وابستگی عوامل استفاده شد. این تحلیل، چارچوبی ساختاری برای طبقه‌بندی عوامل در چهار ناحیه مستقل، پیوندی، وابسته و خودمختار فراهم آورد و امکان بررسی پویایی شبکه روابط میان متغیرها را مهیّا کرد. اعتبار نتایج از طریق اجماع خبرگان و هم‌راستایی یافته‌های ISM و MICMAC مورد تأیید قرار گرفت. کلیه مراحل تحلیل با رعایت ملاحظات اخلاقی، مدیریت نظام‌مند داده‌ها و با بهره‌گیری از نرم‌افزارهای Microsoft Excel و MICMAC انجام شد.

یافته‌ها

در مرحله نخست، با انجام یک مرور نظام‌مند و جامع بر ادبیات نظری و پیشینه پژوهشی، مجموعه‌ای اولیه از عوامل مؤثر با پذیرش نوآوری‌های هوش مصنوعی شناسایی شد. سپس در مرحله میدانی، با بهره‌گیری از پرسش‌نامه‌های تخصصی و مصاحبه‌های عمیق با خبرگان، عوامل استخراج‌شده پالایش، تکمیل و نهایی گردید. درنهایت، ۱۳ عامل کلیدی به‌عنوان متغیرهای اصلی پژوهش انتخاب و در جدول ۱ دسته‌بندی گردید.

جدول ۱.

عوامل نهایی مورداستفاده در پژوهش

ردیف	عوامل مؤثر	ردیف	عوامل مؤثر
۱	سازوکارهای انگیزشی دیجیتال	۸	سازه‌های اعتماد و شفافیت فناورانه
۲	پروتکل‌های تعامل فناوری	۹	نظام‌های هنجاری و سرمایه اجتماعی دیجیتال
۳	فرایندهای همگامی سازمانی	۱۰	بسترهای ادراک و پردازش اطلاعاتی
٤	شبکه‌های تطبیق محیطی	۱۱	مکانیسم‌های خودتنظیمی و توانمندسازی فردی
٥	آستانه‌های شناختی و احساسی دیجیتال	۱۲	چارچوب‌های تحول‌سازمانی و پویایی ساختاری
٦	عوامل تطبیق‌پذیری هوشمند	۱۳	زیرساخت‌های تعاملات چندسطحی و میان‌رشته‌ای
۷	معماری‌های شناختی یکپارچه		

به‌منظور تحلیل ساختار علّی و سلسله‌مراتبی عوامل شناسایی‌شده، از فرایند مدل‌سازی ساختاری تفسیری (ISM) بر اساس چارچوب پیشنهادی Warfield (1974) استفاده شد. برای تدوین ماتریس ساختاری روابط درونی متغیرها، پرسش‌نامه‌ای مبتنی بر مقایسه زوجی عوامل طراحی و در اختیار خبرگان قرار گرفت. عوامل منتخب در سطرها و ستون‌های اولیه جدول قرار گرفتند و از پاسخ‌دهندگان درخواست شد تا نوع رابطه میان هر زوج از عوامل را با استفاده از نمادهای (V، A، X، O)، تعیین کنند. پس از جمع‌آوری پاسخ‌ها، ماتریس خودتعاملی ساختاری (SSIM)[1] تشکیل و نتایج آن در جدول شماره ۲ در پیوست ارائه گردید. سپس، با اعمال قاعده

1. Structural Self-Interaction Matrix

نفی منطقی و تبدیل نمادها به مقادیر صفر و یک، ماتریس دستیابی اولیه (RM)[1] استخراج شد. نتایج حاصل از این ماتریس در جدول شماره ۳ در پیوست ارائه شده است.

در ادامه، به‌منظور شناسایی روابط غیرمستقیم و تضمین انسجام علّی مدل، روابط ثانویه بررسی شد تا در صورت عدم انعکاس اثرات مستقیم موردانتظار در روابط اولیه، اصلاحات لازم اعمال‌شده و روابط ثانویه نیز در جدول لحاظ گردد. برای محاسبه ماتریس دستیابی نهایی، از نظریه اویلر استفاده شد. بدین منظور، ماتریس اولیه (A) با ماتریس واحد (I) جمع شد ($M = A + I$) و سپس به توان k رسانده شد تا به حالت پایدار برسد ($M^k = M^{k+1}$). تمامی محاسبات بر اساس قواعد بولین انجام گرفت، به‌طوری که طبق این قوانین روابط زیر برقرار است:

$$۱ + ۱ = ۱ \text{ و } ۱ \times ۱ = ۱$$

به‌منظور دستیابی به اجماع میان خبرگان در خصوص روابط برخی عوامل و رفع اختلاف‌نظرهای موجود، فرایند نظرخواهی تا چهار مرحله تکرار گردید. با اعمال قواعد بولین، ماتریس دستیابی نهایی حاصل از تکنیک مدل‌سازی ساختاری تفسیری به حالت پایدار دست یافت و نتایج آن در جدول ٤ گزارش شده است. درایه‌های تغییریافته در این ماتریس با علامت ۱* مشخص شده‌اند.

جدول ٤.

ماتریس دستیابی نهایی

متغیر	۱	۲	۳	٤	٥	٦	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	جمع سطری
۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱
۲	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۳
۳	۱	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱*	۰	٤
٤	۱*	۱	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱*	۰	٥
٥	۱	۱	۱*	۱*	۱	۰	۱	۱*	۱	۰	۰	۱*	۰	۹
٦	۱	۱*	۱*	۱	۱*	۱	۱	۱*	۱*	۰	۱	۱*	۰	۱۱
۷	۱*	۱*	۱*	۱	۱*	۰	۱	۱*	۱	۰	۰	۱*	۰	۹
۸	۱*	۱*	۱*	۱*	۱*	۰	۱*	۱	۱	۰	۰	۱*	۰	۹
۹	۱	۱	۱*	۱*	۱	۰	۱*	۱	۱	۰	۰	۱*	۰	۹

1. Reachability Matrix

متغیر	۱	۲	۳	٤	٥	٦	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	جمع سطری
۱۰	۱*	۱*	۱*	۱*	۱*	۱	۱	۱*	۱*	۱	۱	۱	۱	۱۳
۱۱	۱*	۱*	۱*	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۱*	۰	٦
۱۲	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۱
۱۳	۱*	۱*	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱*	۱	٥
جمع ستونی	۱۲	۱۱	۱۰	۸	٦	۲	٦	٦	٦	۱	۳	۱۲	۲	

برای محاسبه جمع سطری و ستونی ماتریس دستیابی نهایی، داده‌های ماتریس مطابق جدول شماره ٤ تحلیل شدند. بر اساس نتایج، عامل شماره ۱۰ (بسترهای ادراک و پردازش اطلاعاتی) با بالاترین مقدار جمع سطری، به‌عنوان نافذترین عامل شناسایی شد، درحالی‌که عامل شماره ۱ و ۱۲ (سازوکارهای انگیزشی دیجیتال و چارچوب‌های تحول‌سازمانی و پویایی ساختاری) با بالاترین مقادیر جمع ستونی، به‌عنوان وابسته‌ترین عوامل تعیین گردید. عوامل نافذ در سطوح بالاتر و عوامل وابسته در سطوح پایین‌تر سلسله‌مراتب قرار گرفت.

مجموعه‌های دستیابی، مقدماتی و اشتراک هر عامل از ماتریس دستیابی نهایی استخراج شد؛ مجموعه مقدماتی شامل معیارهای تحت‌تأثیر عامل و مجموعه دستیابی شامل معیارهایی است که بر عامل اثر می‌گذارند. سپس، با شناسایی مجموعه اشتراک به‌عنوان عناصر مشترک میان دو مجموعه، روابط دوطرفه و سطح‌بندی متغیرها در جدول ٥ مشخص شد.

جدول ٥.

تعیین سطح‌بندی متغیرها

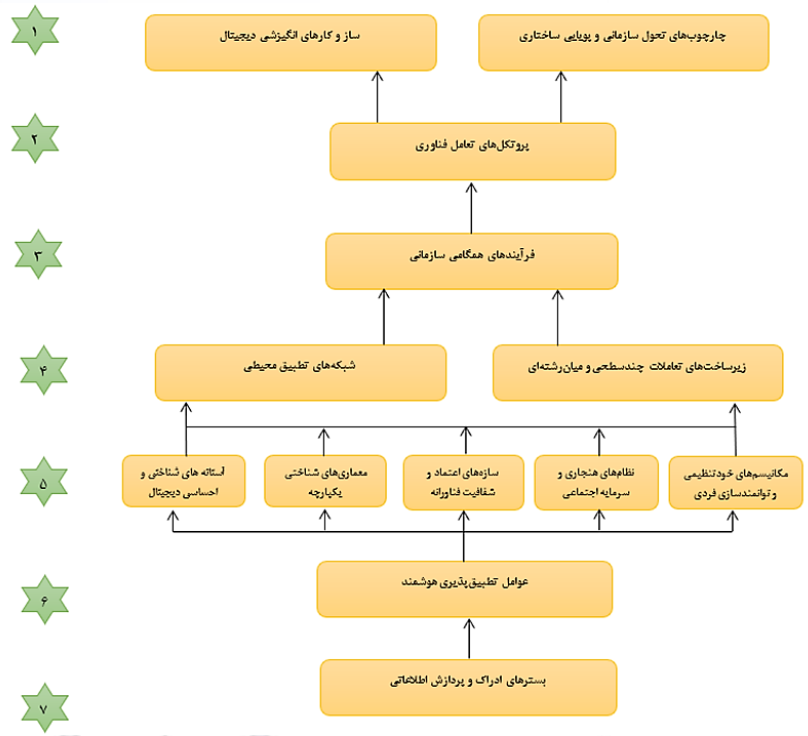
متغیر	مجموعه دستیابی	مجموعه مقدماتی	مجموعه اشتراک	سطح
۱	۱	۱،۲،۳،٤،٥،٦،۷،۸،۹،۱۰،۱۱،۱۳	۱	۱
۲	۱،۲،۱۲	۲،۳،٤،٥،٦،۷،۸،۹،۱۰،۱۱،۱۳	۲	۲
۳	۱،۲،۳،۱۲	۳،٤،٥،٦،۷،۸،۹،۱۰،۱۱،۱۳	۳	۳
٤	۱،۲،۳،٤،۱۲	٤،٥،٦،۷،۸،۹،۱۰،۱۱	٤	٤
٥	۱،۲،۳،٤،٥،۷،۸،۹،۱۲	٥،٦،۷،۸،۹،۱۰	٥،۷،۸،۹	٥
٦	۱،۲،۳،٤،٥،٦،۷،۸،۹،۱۱،۱۲	٦،۱۰	٦	٦
۷	۱،۲،۳،٤،٥،۷،۸،۹،۱۲	٥،٦،۷،۸،۹،۱۰	٥،۷،۸،۹	٥
۸	۱،۲،۳،٤،٥،۷،۸،۹،۱۲	٥،٦،۷،۸،۹،۱۰	٥،۷،۸،۹	٥

متغیر	مجموعه دستیابی	مجموعه مقدماتی	مجموعه اشتراک	سطح
۹	۱،۲،۳،٤،۵،۷،۸،۹،۱۲	۵،٦،۷،۸،۹،۱۰	۵،۷،۸،۹	۵
۱۰	۱،۲،۳،٤،۵،٦،۷،۸،۹،۱۰،۱۱،۱۲،۱۳	۱۰	۱۰	۷
۱۱	۱،۲،۳،٤،۱۱،۱۲	٦،۱۰،۱۱	۱۱	۵
۱۲	۱۲	۲،۳،٤،۵،٦،۷،۸،۹،۱۰،۱۱،۱۲،۱۳	۱۲	۱
۱۳	۱،۲،۳،۱۲،۱۳	۱۰،۱۳	۱۳	٤

پس از شناسایی روابط و سطح‌بندی متغیرها بر اساس جدول ۵، فرایند ترسیم مدل ساختاری انجام شد و متغیرها بر اساس کمترین فراوانی در مجموعه‌های دستیابی و اشتراک، به‌صورت صعودی مرتب گردیدند. الگوی نهایی شامل ۷ سطح سلسله‌مراتبی است که ساختار روابط میان عوامل در شکل ۱ نمایش داده شده است.

شکل ۱.

مدل ساختاری تفسیری پذیرش نوآوری هوش مصنوعی در سازمان‌های آموزش محور



مدل ساختاری تفسیری ارائه‌شده در شکل ۱، ساختاری هفت سطحی از روابط علّی میان عوامل مؤثر بر پذیرش نوآوری هوش مصنوعی در سازمان‌های آموزش‌محور را آشکار می‌سازد. این ساختار، یک منطق علی – تکاملی را نشان می‌دهد که در آن، عوامل شناختی و ادراکی در سطوح پایین‌تر به‌عنوان پیشران‌های بنیادین عمل کرده و به‌تدریج زمینه شکل‌گیری سازوکارهای سازمانی، فناورانه و انگیزشی در سطوح بالاتر را فراهم می‌کنند. نقطه عطف این یافته‌ها، شناسایی «بسترهای ادراک و پردازش اطلاعاتی» به‌عنوان متغیر ریشه‌ای در پایین‌ترین سطح است. چنین الگویی نشان می‌دهد که پذیرش هوش مصنوعی صرفاً نتیجه مداخلات مدیریتی یا فناورانه سطح بالا نیست، بلکه ریشه در زیرساخت‌های ادراکی، شناختی و پردازشی دارد. برخلاف مدل‌های سنتی که بر عوامل محیطی یا ابزاری تأکید دارند، این مدل اثبات می‌کند که جریان علّیت در سازمان‌های آموزش‌محور از هسته ادراکی آغازشده و به سمت پوسته‌های عملیاتی و انگیزشی حرکت می‌کند.

سطح ۷ (پایین‌ترین / ریشه‌ای‌ترین سطح): بسترهای ادراک و پردازش اطلاعاتی

قرارگیری «بسترهای ادراک و پردازش اطلاعاتی» در عمیق‌ترین سطح سلسله‌مراتب نشان می دهد که این عامل، زیربنای شناختی و داده‌محور کل سیستم را تشکیل می‌دهد. هوش مصنوعی ذاتاً یک فناوری داده‌محور[1] محسوب می‌شود و کارایی آن وابسته به ظرفیت سازمان در گردآوری، پالایش و تفسیر معنادار داده‌هاست. مطابق با نظریه پردازش اطلاعات، در غیاب چنین ظرفیتی، الگوریتم‌های هوشمند فاقد امکان کنش مؤثر خواهند بود. ازاین‌رو، این سطح نه یک انتخاب راهبردی، بلکه شرط لازم و پیشینی برای فعال‌شدن سایر لایه‌های مدل تلقی می‌شود. این بسترها تعیین می‌کنند که اطلاعات چگونه ادراک، تفسیر و به دانش قابل اقدام تبدیل شود؛ ازاین‌رو، سایر عوامل بدون اتکا به آن‌ها قابلیت فعال‌سازی مؤثر ندارند. اثرگذاری یک‌سویه و گسترده این عامل بیانگر نقش ریشه‌ای آن در شکل‌دهی رفتار کاربران، قابلیت‌های تطبیقی سیستم و مسیر کلی پذیرش هوش مصنوعی است.

سطح ٦: عوامل تطبیق‌پذیری هوشمند

این سطح نقش یک مبدل ساختاری را ایفا می‌کند که داده‌های خام را به کنش‌ها و رفتارهای هوشمند و منعطف تبدیل می‌سازد. جایگاه آن بلافاصله پس از زیرساخت‌های داده‌ای نشان می

1. Data-Driven

دهد که بدون قابلیت تطبیق‌پذیری، حتی پیشرفته‌ترین بسترهای اطلاعاتی نیز به سیستم‌هایی غیرتعامل‌پذیر تبدیل می‌شوند. این لایه، پیوند میان زیرساخت فنی و نیازهای پویا و انسانی سازمان را برقرار می‌سازد. به‌طور مستقیم از کیفیت بسترهای ادراکی و پردازشی تغذیه می‌شوند و نقش واسط حیاتی میان زیرساخت‌های داده‌ای و لایه‌های شناختی – اجتماعی ایفا می‌کنند. این عوامل، امکان پاسخ‌گویی پویا، شخصی‌سازی و کاهش عدم‌قطعیت را فراهم می‌سازند و ازاین‌رو، کانال انتقال نفوذ از ریشه‌های سیستم به لایه‌های بالاتر محسوب می‌شوند.

سطح ۵: مجموعه آستانه‌های شناختی و احساسی دیجیتال، معماری‌های شناختی یکپارچه، سازه‌های اعتماد و شفافیت فناورانه، نظام‌های هنجاری و سرمایه اجتماعی دیجیتال، مکانیسم‌های خودتنظیمی و توانمندسازی فردی

تمرکز پنج عامل در سطح پنجم، بیانگر شکل‌گیری یک هسته انسانی و روان‌شناختی در مرکز مدل است. قرارگیری این خوشه در میانه سلسله‌مراتب نشان می‌دهد که پذیرش روان‌شناختی فناوری تنها زمانی امکان‌پذیر است که سیستم فنی در سطوح زیربنایی، ثبات و قابلیت اتکای خود را اثبات کرده باشد. در این سطح، اعتماد، هنجارهای اجتماعی و آستانه‌های شناختی به‌عنوان کاتالیزور عمل کرده و شکاف میان قابلیت فنی و قصد رفتاری کاربران را پر می‌کنند. این عوامل نه‌تنها از زیرساخت‌های تطبیقی و ادراکی اثر می‌پذیرند، بلکه به‌صورت جمعی ادراک کاربر، اعتماد، پذیرش روان‌شناختی و پایداری تعامل انسان – هوش مصنوعی را شکل می‌دهند. جایگاه مشترک آن‌ها نشان می‌دهد که اختلال یا تقویت هر یک، می‌تواند تعادل کل این لایه را تحت‌تأثیر قرار دهد.

سطح ٤: شبکه‌های تطبیق محیطی و زیرساخت‌های تعاملات چندسطحی و میان‌رشته‌ای

قرارگیری این عوامل در سطح چهارم نشان‌دهنده نقش آن‌ها در تبدیل ظرفیت‌های شناختی – اجتماعی شکل‌گرفته در سطوح زیربنایی به سازوکارهای عملیاتی و بین‌سازمانی در سازمان‌های آموزش‌محور است. این لایه، بستر هم‌افزایی میان بازیگران آموزشی، فناورانه و نهادی را فراهم می‌سازد و امکان تعمیم‌پذیرش فردی هوش مصنوعی به پذیرش نهادی و شبکه‌ای را مهیا می کند. به‌عبارت‌دیگر، پذیرش زمانی از سطح کاربران آموزشی فراتر می‌رود که سازمان قادر به تعامل ساخت‌یافته و پایدار با محیط‌های علمی، فناورانه و سیاستی پیرامون خود باشد.

سطح ۳: فرایندهای همگامی سازمانی

تمرکز این عامل به‌صورت منفرد در سطح سوم بیانگر نقش کانونی آن در هم‌ترازی راهبردها، تصمیم‌ها، جریان‌های اطلاعاتی و واحدهای مختلف سازمان آموزشی است. این عامل، نقطه اتصال میان لایه‌های شناختی – فناورانه با سیاست‌ها، ساختارها و فرایندهای رسمی سازمان محسوب می‌شود. جایگاه این سطح نشان می‌دهد که بدون همگامی درون‌سازمانی، قابلیت‌های هوش مصنوعی حتی در صورت پذیرش فردی نمی‌توانند به‌صورت منسجم در فعالیت‌های آموزشی و مدیریتی نهادینه شوند.

سطح ۲: پروتکل‌های تعامل فناوری

پروتکل‌های تعامل فناوری در این سطح، به‌عنوان سازوکارهای تثبیت‌کننده قواعد تعامل انسان – ماشین و ماشین – ماشین در محیط‌های آموزش‌محور عمل می‌کنند. قرارگیری این عامل در سطحی بالاتر از مکانیسم‌های همگامی سازمانی نشان می‌دهد که استانداردسازی تعاملات فناورانه، وابسته به بلوغ شناختی، اجتماعی و ساختاری سازمان است. درواقع، بدون شکل‌گیری اعتماد، هم‌راستایی سازمانی و تطبیق‌پذیری سیستم‌ها، تدوین و اجرای پروتکل‌های تعامل اثربخش و پایدار امکان‌پذیر نخواهد بود.

سطح ۱ (بالاترین/ خروجی‌های نهایی): سازوکارهای انگیزشی دیجیتال و چارچوب‌های تحول‌سازمانی و پویایی ساختاری

قرارگیری این دو عامل در بالاترین سطح نشان می‌دهد که این عوامل ماهیتی پیامدی دارند و حاصل برهم‌کنش علّی لایه‌های زیرین هستند. در سازمان‌های آموزش‌محور، تغییرات در این سطح نظیر سیاست‌های تشویقی یا برنامه‌های تحول دیجیتال در صورتی پایدار و اثربخش خواهند بود که مبتنی بر سرمایه‌گذاری در سطوح ادراکی، شناختی و تطبیقی باشد. در غیر این صورت، مداخلات محدود به این سطح صرفاً به اصلاحات سطحی و ناپایدار منجر شده و پذیرش واقعی هوش مصنوعی را تضمین نخواهد کرد.

درمجموع، منطق سلسله‌مراتبی استخراج‌شده از تحلیل ISM نشان می‌دهد که پذیرش هوش مصنوعی در سازمان‌های آموزش‌محور حاصل یک ساختار علّی چندسطحی و تدریجی است که از پیشران‌های ادراکی و فناورانه آغازشده و به پیامدهای نهادی و تحول‌سازمانی ختم می‌شود.

این ساختار به‌روشنی تأکید می‌کند که مداخلات سطحی در قالب سیاست‌های انگیزشی یا برنامه‌های تحول دیجیتال، بدون تقویت لایه‌های زیربنایی داده‌محور، تطبیق‌پذیر و شناختی، به پذیرش پایدار منجر نخواهد شد. ازاین‌رو، یافته‌ها نه‌تنها شکاف میان پذیرش فردی و نهادی هوش مصنوعی را تبیین می‌کنند، بلکه چارچوبی تحلیلی برای اولویت‌بندی مداخلات راهبردی در سازمان‌های آموزش‌محور فراهم می‌سازند که می‌تواند مبنای تصمیم‌گیری مدیران آموزشی و توسعه مدل‌های بومی پذیرش هوش مصنوعی قرار گیرد.

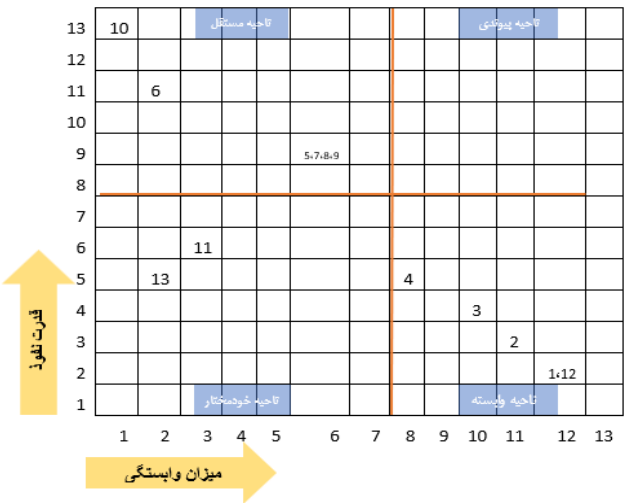
اعتبارسنجی و تأیید نتایج از طریق تحلیل میک‌مک

به‌منظور اعتبارسنجی ساختار علّی استخراج‌شده از مدل‌سازی ساختاری تفسیری ISM، تحلیل MICMAC به کار گرفته شد تا میزان نفوذ و وابستگی عوامل و پایداری کلی سیستم بررسی شود. نتایج این تحلیل، عوامل را در چهار ناحیه مستقل، وابسته، خودمختار و پیوندی طبقه‌بندی می‌کند و تصویری شفاف از نقش راهبردی هر عامل در پویایی کل سیستم ارائه می‌دهد.

ناحیه نخست، خودمختار، شامل متغیرهایی است که هم نفوذ اندکی بر سایر عناصر سیستم دارند و هم تأثیرپذیری پایینی از آن‌ها نشان می‌دهند. این متغیرها معمولاً نقشی کلیدی در ساختار علّی مدل ایفا نمی‌کنند و بیشتر به‌عنوان عوامل کم‌اثر و مستقل شناخته می‌شوند. متغیرهای ناحیه پیوندی دارای ویژگی متفاوتی هستند؛ این متغیرها هم قدرت نفوذ بالا و هم‌درجه وابستگی زیادی دارند. چنین متغیرهایی معمولاً روابط دوسویه، پیچیده و ناپایداری را در سیستم ایجاد می‌کنند و هرگونه تغییر در آن‌ها، هم سایر عناصر را تحت‌تأثیر قرار می‌دهد و هم به‌شدت از تغییرات محیطی و سایر متغیرها متأثر می‌شود. درنهایت، ناحیه مستقل شامل متغیرهایی با قدرت نفوذ بالا و وابستگی پایین است که به‌عنوان عوامل علّی، بنیادین و راهبردی در مدل شناخته می‌شوند. این متغیرها محرک‌های اصلی عملکرد سیستم هستند و نقش تعیین‌کننده‌ای در شکل‌گیری ساختار سلسله‌مراتبی و جهت‌گیری رفتار کلان مدل ایفا می‌کنند. باتوجه‌به ماتریس دستیابی نهایی، مقادیر متغیرها بر اساس قدرت نفوذ و میزان وابستگی در شکل ۲ نشان داده شده است.

شکل ۲.

خوشه‌بندی شاخص‌ها (نمودار نفوذ و وابستگی)



همان‌گونه که در شکل ۲ مشاهده می‌شود، عوامل در سه ناحیه مستقل، وابسته و خودمختار توزیع شده‌اند. نکته حائز اهمیت در این تحلیل، خالی بودن کامل ناحیه پیوندی است. از منظر نظری، متغیرهای پیوندی به دلیل دارابودن هم‌زمان قدرت نفوذ و وابستگی بالا، ماهیتی ناپایدار دارند و هرگونه تغییر در آن‌ها موجب واکنش‌های زنجیره‌ای و بازگشتی در کل سیستم می‌شود. خالی بودن این ناحیه در مدل حاضر، نشان‌دهنده ثبات ساختاری و صراحت در روابط سلسله‌مراتبی است. این وضعیت بدین معناست که روابط میان پیشران‌ها و پیامدها در سازمان‌های موردمطالعه، مسیری مستقیم، شفاف و فاقد نوسانات بازگشتی را طی می‌کند که ریسک سیاست‌گذاری‌های کلان را به‌شدت کاهش می‌دهد.

در ناحیه مستقل متغیرهای پیشران و علّی، متغیرهای واقع در این ناحیه، ازجمله «بسترهای ادراک و پردازش اطلاعاتی» (۱۰)، آستانه‌های شناختی و احساسی دیجیتال (۵)، عوامل تطبیق‌پذیری هوشمند (٦)، معماری‌های شناختی یکپارچه (۷)، سازه‌های اعتماد و شفافیت فناورانه (۸)، نظام‌های هنجاری و سرمایه اجتماعی دیجیتال (۹) دارای بیشترین قدرت نفوذ و کمترین میزان وابستگی هستند و نقش محرک‌های ریشه‌ای سیستم را ایفا کرده و تغییر در آن‌ها، سایر بخش‌ها را به حرکت وامی‌دارد. در میان آن‌ها، بسترهای ادراک و پردازش اطلاعاتی بالاترین

میزان نفوذ و کمترین وابستگی را نشان می‌دهد که این امر، جایگاه آن را به‌عنوان زیربنایی‌ترین عامل سیستم تثبیت می‌کند. این یافته به‌طور کامل با موقعیت این عامل در پایین‌ترین سطح سلسله‌مراتب ISM همخوان است و نشان می‌دهد که کیفیت ادراک، پردازش و تفسیر داده‌ها، پیش‌نیاز فعال‌سازی سایر لایه‌های شناختی، فناورانه و سازمانی است. درواقع، تا زمانی که زیرساخت‌های ادراکی و پردازش داده‌ها مهیا نباشد، سایر ابعاد تحول شکل نخواهند گرفت.

ناحیه وابسته شامل عوامل سازوکارهای انگیزشی دیجیتال (۱)، پروتکل‌های تعامل فناوری (۲)، فرایندهای همگامی سازمانی (۳)، شبکه‌های تطبیق محیطی (٤)، چارچوب‌های تحول‌سازمانی و پویایی ساختاری (۱۲) است که عمدتاً به‌عنوان پیامدهای سیستم عمل می‌کنند. این عوامل دارای وابستگی بالا و نفوذ پایین هستند و تغییر در آن‌ها عمدتاً نتیجه تغییر در عوامل پیشران سطوح پایین‌تر است. قرارگیری مکانیسم‌های انگیزشی دیجیتال و چارچوب‌های تحول‌سازمانی در این ناحیه و نیز در بالاترین سطح ISM نشان می‌دهد که این متغیرها بیشتر بازتاب بلوغ شناختی–فناورانه سیستم هستند تا محرک‌های اولیه آن.

در ناحیه خودمختار، متغیرهای مکانیسم‌های خودتنظیمی و توانمندسازی فردی (۱۱) و زیرساخت‌های تعاملات چندسطحی و میان‌رشته‌ای (۱۳) قرار گرفته‌اند که دارای قدرت نفوذ و وابستگی ضعیفی هستند. این عوامل تعامل محدودی با سایر اجزای سیستم دارند و در شرایط فعلی، نقش تعیین‌کننده‌ای در جهت‌دهی علّی مدل ایفا نمی‌کنند؛ هرچند در مواجهه با تغییرات محیطی یا سیاستی خاص، می‌توانند اهمیت بیشتری پیدا کنند. این تفکیک به مدیران کمک می‌کند تا از اتلاف منابع بر روی عوامل کم‌اثر اجتناب کنند.

هم‌راستایی نتایج تحلیل MICMAC با ساختار سطح‌بندی شده از ISM، اعتبار ساختاری و انسجام علّی مدل پذیرش هوش مصنوعی در سازمان‌های آموزش‌محور را تقویت می‌کند. بر اساس تحلیل MICMAC، تمرکز عوامل کلیدی در نواحی پیشران و پیوندی نشان می‌دهد که پذیرش هوش مصنوعی عمدتاً ریشه در متغیرهای با قدرت نفوذ بالا و وابستگی پایین دارد؛ سازه‌هایی که در مدل ISM نیز به‌درستی در سطوح پایین‌تر و ریشه‌ای‌تر جای‌گذاری شده‌اند. این هم‌پوشانی تأیید می‌کند که پیشران‌های بسترهای ادراک و پذیرش اطلاعاتی و عوامل تطبیق‌پذیری هوشمند، نه‌تنها نقش تعیین‌کننده در فعال‌سازی زنجیره پذیرش دارند. ازسوی‌دیگر، قرارگیری سازه‌های سازوکار انگیزشی دیجیتال و چارچوب‌های تحول‌سازمانی و پویایی

ساختاری در ناحیه وابسته MICMAC و سطوح بالایی ISM ماهیت پیامدی دارند این متغیرها را آشکار می‌سازد و وابستگی آن‌ها به تقویت لایه‌های زیربنایی را نشان می‌دهد. تلفیق یافته‌های تحلیلی، پذیرش هوش مصنوعی در سازمان‌های آموزش‌محور را به‌عنوان یک سیستم علّی، نامتقارن و چندسطحی تبیین می‌کند که در آن مداخلات سیاستی و مدیریتی باید از پیشران‌های ساختاری و تطبیقی آغاز گردند. این رویکرد، چارچوبی عملی و نظام‌مند برای اولویت‌بندی تصمیمات راهبردی در فرایند پیاده‌سازی و نهادینه‌سازی هوش مصنوعی در نظام‌های آموزشی فراهم می‌آورد. درنتیجه، مدل نهایی از ظرفیت ساختاری بالایی در حوزه‌های سیاست‌گذاری آموزشی، برنامه‌ریزی راهبردی و مدیریت تحول دیجیتال برخوردار است.

بحث و نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با هدف تبیین روابط علّی و غیرخطی میان عوامل مؤثر بر پذیرش نوآوری‌های هوش مصنوعی در سازمان‌های آموزش‌محور انجام شد. خروجی مدل ISM در ۷ سطح، نشان‌دهنده یک جریان علیّت از لایه‌های زیربنایی (ذهنی – ادراکی) به سمت لایه‌های عملیاتی و پیامدی است. یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که پذیرش هوش مصنوعی یک فرایند سیستمی و تدریجی است که از لایه‌های عمیق شناختی – ادراکی آغازشده و درنهایت به پیامدهای نهادی و تحول‌سازمانی ختم می‌شود. این یافته با رویکردهای نوین ادبیات پذیرش فناوری که بر ماهیت زمینه‌مند، پیچیده و غیرخطی پذیرش تأکید دارند، هم‌راستا است (Dwivedi et al., 2024; Xiong et al., 2024).

مهم‌ترین دستاورد نظری پژوهش، شناسایی سازه «بسترهای ادراک و پردازش اطلاعاتی» (سطح ۷) به‌عنوان ریشه‌ای‌ترین پیشران پذیرش هوش مصنوعی است. این یافته با مدل‌های سنتی مانند TAM (Venkatesh et al., 2003) که بر «سهولت درک شده» تمرکز دارند، تفاوت ظریفی دارد. درحالی‌که TAM سهولت را یک متغیر ورودی می‌بیند، مدل پیشنهادی تبیین می‌کند که این سهولت، خود محصولِ یک بستر ادراکی پیشینی است؛ به‌عبارت‌دیگر، تا زمانی که سازمان‌های آموزشی زیرساخت‌های پردازش اطلاعات ذهنی و سواد دیجیتال را در بدنه خود نهادینه نکنند، هیچ محرک بیرونی منجر به پذیرش واقعی نخواهد شد. این موضوع همسو با نظریه انتظار–ارزش (Wigfield & Eccles, 2000) است که ارزش‌گذاری برای یک تکنولوژی را منوط به

باورهای توانمندی درونی می‌داند. تحلیل سلسله‌مراتب میانی و پیوند میان انگیزش و ساختار در سطوح میانی مدل، «سازوکارهای انگیزشی دیجیتال» و «پویایی ساختاری» قرار دارند. برخلاف چارچوب TOE (Tornatzky & Fleischer, 1990) که ابعاد فناورانه، سازمانی و محیطی را به‌صورت هم‌سطح بررسی می‌کند، مدل ISM در این مطالعه نشان داد که بعد سازمانی (ساختار پویای سازمان) در گروِ فعال‌سازی بعد فردی (انگیزش) است. این نگاه «یکپارچه» به ما اجازه می‌دهد درک کنیم که چرا بسیاری از پروژه‌های هوش مصنوعی علیرغم وجود بودجه و تکنولوژی، در مرحله اجرا شکست می‌خورند؛ چراکه میان لایه زیرساختی (ادراک) و لایه عملیاتی (ساختار)، حلقه واسط انگیزشی مفقود مانده است. این پژوهش با نتایج Iarlori et al. (2024) در تأکید بر نقش زیرساخت‌های داده‌محور همسو است؛ بااین‌حال، با برجسته‌سازی نقش عاملیت فردی و انگیزش، از رویکرد صرفاً فنی–مهندسی فراتر می‌رود. همچنین، در مقایسه با مطالعات داخلی (مانند زنگانه و همکاران، ۱۴۰۲)، این پژوهش با بهره‌گیری از رویکرد آمیخته، علاوه بر تحلیل‌های توصیفی، یک نقشه راه علّی ساختارمند ارائه می‌دهد. مزیت این مدل نسبت به روش‌های خطی مانند SEM در آن است که ISM توانسته تعاملات متقابل و حلقه‌های بازخوردی موجود در محیط‌های آموزشی پویا را به‌خوبی تبیین کند.

یکپارچگی مدل پیشنهادی در منطق ساختاری آن نهفته است. سازه‌های فردی (مانند خودتنظیمی و آستانه‌های شناختی)، فناورانه (تطبیق‌پذیری هوشمند و معماری‌های شناختی)، اجتماعی (اعتماد، هنجارها و سرمایه اجتماعی دیجیتال)، سازمانی (همگامی و تحول ساختاری) و محیطی (شبکه‌های تطبیق محیطی)، نه به‌صورت مستقل، بلکه به‌مثابه اجزای یک سیستم وابسته به هم بازتعریف شده‌اند. این رویکرد نشان می‌دهد که پذیرش هوش مصنوعی حاصل اثر مستقیم چند متغیر منفرد نیست، بلکه نتیجه برهم‌کنش تدریجی لایه‌های شناختی، فناورانه و نهادی است. از این منظر، پذیرش هوش مصنوعی یک پدیده پایین‌به‌بالا است که از لایه‌های ادراکی آغازشده و به پیامدهای نهادی و تحول‌سازمانی ختم می‌شود؛ نگاهی که خلأ نظری موجود در ادبیات پذیرش فناوری درباره تقدم‌وتأخر علّی عوامل را تا حد زیادی پوشش می‌دهد. درنتیجه، مدل پیشنهادی تنها یکپارچه‌سازی مفاهیم نیست، بلکه با بازآرایی ساختار علّیِ عوامل، درک سیستمی، جهت‌دار و واقع‌گرایانه‌تری از پذیرش هوش مصنوعی در سازمان‌های آموزشی ارائه می‌دهد. برخلاف مدل‌های خطیِ سنتی مانند TAM، TOE و UTAUT که بر روابط هم‌زمان و متقارن

تمرکز دارند، مدل حاضر با بهره‌گیری از روش‌شناسی ISM، یک «ساختار علّی نامتقارن» را آشکار می‌سازد که در آن عوامل ریشه‌ای (مانند بسترهای ادراک و پردازش اطلاعاتی) به‌عنوان پیش‌نیازهای لازم، فعال‌سازی لایه‌های بالاتر (مانند انگیزش دیجیتال و تحول‌سازمانی) را ممکن می‌سازند. این بازتعریف علّی، نه‌تنها ماهیت پیچیده و سلسله‌مراتبی پذیرش هوش مصنوعی را در محیط‌های آموزشی روشن می‌کند، بلکه چارچوبی تحلیلی برای اولویت‌بندی مداخلات راهبردی فراهم می‌آورد.

در تحلیل MICMAC نیز با نشان‌دادن نبود متغیرهای پیوندی، ثبات ساختاری مدل و شفافیت مسیرهای علّی را تأیید می‌کند. از این منظر، مدل حاضر نه جایگزین مدل‌های کمّی موجود، بلکه مکمل علّی و تبیینی آن‌هاست و می‌تواند به‌عنوان مبنایی برای توسعه و آزمون مدل‌های تجربی چندسطحی در پژوهش‌های آینده مورداستفاده قرار گیرد. برای پذیرش پایدار هوش مصنوعی در آموزش، تمرکز صرف بر فناوری یا انگیزش کافی نیست؛ تقویت لایه‌های شناختی، ادراکی و تطبیق‌پذیری ضروری است. پیاده‌سازی موفق نیازمند رویکردی تدریجی، فازبندی‌شده و هماهنگ با شرایط نهادی است، در غیر این صورت با چالش‌هایی مانند کمبود سواد هوش مصنوعی، زیرساخت‌های ناکافی، هزینه‌های بالا و سوگیری الگوریتمی مواجه خواهد شد. علی‌رغم دستاوردهای نظری و کاربردی مدل حاضر، این پژوهش با محدودیت‌های روبروست نخست، ماهیت ایستای مدل در تقابل با سرعت تحولات هوش مصنوعی است که بازنگری دوره‌ای روابط را ضروری می‌سازد. دوم، اتکا به پنل خبرگان احتمال بروز سوگیری نخبگان و غفلت از چالش‌های خرد کاربران عملیاتی را افزایش می‌دهد. وجود قوانین سخت اداری و محدودیت‌های بودجه‌ای در سازمان‌های آموزشی می‌تواند مانع از انتقال اثر پیشران‌های ریشه‌ای به لایه‌های عملیاتی شود. علاوه بر این، ملاحظات اخلاقی و حقوقی مرتبط با حریم خصوصی داده‌ها و شفافیت الگوریتمیک می‌تواند فرایندپذیرش را تحت‌تأثیر قرار دهد.

جهت ارتقای عملیاتی یافته‌ها، پیشنهاد می‌شود روابط علّی شناسایی‌شده در ساختار سلسله‌مراتبی مدل، در پژوهش‌های آتی با استفاده از مدل‌سازی معادلات ساختاری اعتبارسنجی شوند. همچنین، طراحی یک مدل آزمایشی در سازمان‌های آموزشی با سطوح متفاوت بلوغ دیجیتال، همراه با مطالعات طولی برای رصد فرایندپذیرش بر اساس لایه‌های هفت‌گانه ISM، و به‌کارگیری رویکرد پویایی‌شناسی سیستم‌ها برای شبیه‌سازی آثار بلندمدت پیشران‌های ریشه‌ای،

می‌تواند زمینه‌ساز تدوین استراتژی‌های اجرایی دقیق‌تر و کاربردی‌تر در محیط‌های واقعی شود. درمجموع، پژوهش حاضر با ارائه یک مدل علّی غیرخطی و یکپارچه، تصویری عمیق‌تر و واقع‌گرایانه‌تر از سازوکار پذیرش نوآوری‌های هوش مصنوعی در سازمان‌های آموزش‌محور ارائه می‌دهد. این مدل نه‌تنها امکان بازاندیشی در مفروضات مدل‌های کلاسیک پذیرش فناوری را فراهم می‌آورد، بلکه به‌عنوان یک نقشه راه علّی، چارچوبی عملی برای اولویت‌بندی مداخلات راهبردی در مسیر تحول دیجیتال نظام‌های آموزشی ارائه می‌کند.

تعارض منافع

نویسندگان هیچ‌گونه تعارض منافعی ندارند.

منابع

رجبیان ده زیره، مریم. (۱۴۰۳). شناسایی چالش‌ها و قابلیت‌های هوش مصنوعی در آموزش و یادگیری با ارائه راهکارها. فناوری آموزش، ۱۸(٤)، ۹۲۱–۹۵۰. https://doi.org/10.22061/tej.2024.10777.3058

زنگانه، امیرحسین، حجازی، الهه و صالحی، کیوان. (۱۴۰۴). عوامل مؤثر بر پذیرش فناوری هوش مصنوعی در بین اعضای هیئت‌علمی دانشگاه تهران. *فناوری و دانش‌پژوهی در تعلیم و تربیت* ۵ (۱)، ٦۵–۸۰. https://doi.org/10.30473/t-edu.2025.73017.1228

صفری، احرام و انصاری، علی‌اصغر. (۱۴۰۱). شناسایی و رتبه‌بندی عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در بخش دولتی و خصوصی. مطالعات مدیریت کسب‌وکار هوشمند ۱۱(٤۱)،۲۲۱–۲۵٤. https://doi.org/10.22054/IMS.2022.66402.2131

محمدزاده ونستان، سهیلا و عابدی، رحیم. (۱۴۰۳). بررسی نقش توانمندسازهای هوش مصنوعی و آمادگی هوش مصنوعی شرکت‌ها در پذیرش سیستم مدیریت روابط با مشتری ادغام‌شده با هوش مصنوعی. *مدیریت بازرگانی*، ۱٦(۱), ۳٤–۵۸. https://doi.org/10.22059/jibm.2023.352689.4509

میرمعصومی، مهدی. (۱۴۰۳). تجزیه‌وتحلیل پذیرش استفاده از هوش مصنوعی در مراکز آموزشی. *فصلنامه پیشرفت‌های نوین در مدیریت آموزشی* ۵(۱)، ٤۵–٤٦.

References

Akimov, N., Kurmanov, N., Uskelenova, A., Aidargaliyeva, N., Mukhiyayeva, D., Rakhimova, S., Raimbekov, B., & Utegenova, Z. (2023). Components of education 4.0 in open innovation competence frameworks: Systematic review. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, *9*(2), Article 100037. https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2023.100037

Al Darayseh, A. (2023). Acceptance of artificial intelligence in teaching science: Science teachers' perspective. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, *4*, Article 100132. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100132

Al-Abdullatif, A. M. (2023). Modeling students' perceptions of chatbots in learning: Integrating technology acceptance with the value-based adoption model. *Education Sciences*, *13*(11), Article 1151. https://doi.org/10.3390/educsci13111151

Almahri, F. A. J., Bell, D., & Merhi, M. (2020, March). Understanding student acceptance and use of chatbots in the United Kingdom universities: A structural equation modelling approach. In *2020 6th International Conference on Information Management (ICIM)* (pp. 284–288). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICIM49319.2020.244712

Alzahrani, L. (2023). Analyzing students' attitudes and behavior toward artificial intelligence technologies in higher education. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, *11*(6), 65–73.

Amani, H., Matlabi Nejad, A., Choupani, F., & Zare Gachi, M. (2024). Systematic analysis of the effects of ChatGPT application in education. *Quarterly Journal of Technology and Knowledge Research in Education*, *4*(2), 9–23. [In Persian]

Asadzadeh, A., Mahdiyoun, R., & Yarmohammadzadeh, P. (2021). Identifying obstacles to the use of information and communication technology in students' educational activities: A case study of Urmia University. *Information Management Sciences, 7*(2), 175–198. https://sid.ir/paper/1005872/fa [In Persian]

Azizi, M., Izadi, S., & Babaeian, F. (2020). Barriers to adoption and use of ICT in elementary schools. *Rahyafte No in Educational Management, 11*(41), 117–134. [In Persian]

Bervell, B., & Umar, I. N. (2017). Validation of the UTAUT model: Re-considering non-linear relationships of exogeneous variables in higher education technology acceptance research. *Eurasia Journal of Mathematics, Science and Technology Education, 13*(10), 6471–6490. https://doi.org/10.12973/ejmste/78076

Bhatia, P. (2023). ChatGPT for academic writing: A game changer or a disruptive tool? *Journal of Anaesthesiology Clinical Pharmacology, 39*(1), 1–2. https://doi.org/10.4103/joacp.joacp_84_23

Cabero-Almenara, J., Palacios-Rodríguez, A., Loaiza-Aguirre, M. I., & Rivas-Manzano, M. D. R. D. (2024). Acceptance of educational artificial intelligence by teachers and its relationship with some variables and pedagogical beliefs. *Education Sciences, 14*(7), Article 740. https://doi.org/10.3390/educsci14070740

Cai, Z., Fan, X., & Du, J. (2017). Gender and attitudes toward technology use: A meta-analysis. *Computers & Education, 105*, 1–13. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2016.11.003

Chao, C. M. (2019). Factors determining the behavioral intention to use mobile learning: An application and extension of the UTAUT model. *Frontiers in Psychology, 10*, Article 1652. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.01652

Chiu, T. K. F., & Churchill, D. (2016). Adoption of mobile devices in teaching: Changes in teacher beliefs, attitudes, and anxiety. *Interactive Learning Environments, 24*(2), 317–327. https://doi.org/10.1080/10494820.2015.1113709

Chrisinger, D. (2019). The solution lies in education: Artificial intelligence & the skills gap. *On the Horizon, 27*(1), 1–4. https://doi.org/10.1108/OTH-03-2019-096

Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., Kar, A. K., ... & Wright, R. (2023). "So what if ChatGPT wrote it?" Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International Journal of Information Management, 71*, Article 102642. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642

Dwivedi, Y. K., Rana, N. P., & Chen, H. (2011). A meta-analysis of the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT). In *Governance and sustainability in information systems* (pp. 155–170). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-24148-2_10

Fishbein, M., & Ajzen, I. (1977). Belief, attitude, intention, and behavior: An introduction to theory and research. *Philosophy and Rhetoric, 10*(2), 130–132.

Gennari, R., Matera, M., Morra, D., Melonio, A., & Rizvi, M. (2023). Design for social digital well-being with young generations: Engage them and make them reflect. *International Journal of Human–Computer Studies, 173*, Article 103006. https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2023.103006

Herbold, S., Hautli-Janisz, A., Heuer, U., Kikteva, Z., & Trautsch, A. (2023). *AI, write an essay for me: A large-scale comparison of human-written versus ChatGPT-generated essays*. arXiv. https://arxiv.org/abs/2304.14276

Huang, J., Saleh, S., & Liu, Y. (2021). A review on artificial intelligence in education. *Academic Journal of Interdisciplinary Studies, 10*(3), 206–217. https://doi.org/10.36941/ajis-2021-0077

Khorsandi Taskouh, A., Jameh Bozorg, Z., & Askari, A. (2023). Emerging technologies in learning and education: Emphasis on challenges and required policies in the post-COVID era. *Educational Technologies in Learning, 5*(19), 106–128. https://doi.org/10.22054/jti.2023.72262.1364 [In Persian]

Koubaa, A., Boulila, W., Ghouti, L., Alzahem, A., & Latif, S. (2023). Exploring ChatGPT capabilities and limitations: A survey. *IEEE Access, 11*, 118698–118721. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3326474

Lin, H. C., Ho, C. F., & Yang, H. (2022). Understanding adoption of artificial intelligence-enabled language e-learning system: An empirical study of UTAUT model. *International Journal of Mobile Learning and Organisation, 16*(1), 74–94. https://doi.org/10.1504/IJMLO.2022.119966

Lund, B., & Wang, T. (2023). *Chatting about ChatGPT: How may AI and GPT impact academia and libraries?* Social Science Research Network. https://doi.org/10.2139/ssrn.4333415

Matlabi Nejad, A., Fazeli, F., & Navai, E. (2023). Systematic review of opportunities and challenges of artificial intelligence for teachers. *Quarterly Journal of Technology and Knowledge Research in Education, 3*(1), 23–44. [In Persian]

Mizumoto, A., & Eguchi, M. (2023). Exploring the potential of using an AI language model for automated essay scoring. *Research Methods in Applied Linguistics, 2*(2), Article 100050. https://doi.org/10.1016/j.rmal.2023.100050

Nagy, A. S., Tumiwa, J. R., Arie, F. V., & Erdey, L. (2024). An exploratory study of artificial intelligence adoption in higher education. *Cogent Education, 11*(1), Article 2386892. https://doi.org/10.1080/2331186X.2024.2386892

Ragheb, M. A., Tantawi, P., Farouk, N., & Hatata, A. (2022). Investigating the acceptance of applying chat-bot (Artificial intelligence) technology among higher education students in Egypt. *International Journal of Higher Education Management, 8*(2), 1–15.

Raquel Chocarro, M., Cortiñas, M., & Marcos-Matás, G. (2021). Teachers' attitudes towards chatbots in education: A technology acceptance model approach considering the effect of social language, bot proactiveness, and users' characteristics. *Educational Studies, 49*(2), 295–313. https://doi.org/10.1080/03055698.2020.1850426

Sallam, M. (2023). *The utility of ChatGPT as an example of large language models in healthcare education, research and practice: Systematic review on the future perspectives and potential limitations*. medRxiv. https://doi.org/10.1101/2023.02.19.23286155

Sánchez-Prieto, J. C., Olmos-Migueláñez, S., & García-Peñalvo, F. J. (2017). MLearning and pre-service teachers: An assessment of the behavioral intention using an expanded TAM model. *Computers in Human Behavior, 72*, 644–654. https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.09.061

Sanusi, I. T., Ayanwale, M. A., & Tolorunleke, A. E. (2024). Investigating pre-service teachers' artificial intelligence perception from the perspective of planned behavior theory. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 6*, Article 100202. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100202

Taghvayi Yazdi, M., Golafshani, A., Aghamirzaei Mahalli, T., Aghatbar Roudbari, J., & Yousefi Saeidabadi, R. (2019). The status of ICT adoption and its impact on faculty members' performance. *Research in Medical Education, 11*(2), 64–73. https://sid.ir/paper/389040/fa [In Persian]

Thomas, J., Larsen, K. R., & Martin, F. (2018). The role of social facilitation and environmental support in technology acceptance. *Journal of Social Research in Computer Sciences*, *36*(4), 102–120.

Tuomi, I. (2018). *The impact of artificial intelligence on learning, teaching, and education*. Publications Office of the European Union. https://doi.org/10.2760/12297

Wand, X., Li, L., Tan, S. C., Yang, L., & Lei, J. (2023). Preparing for AI-enhanced education: Conceptualizing and empirically examining teachers' AI readiness. *Computers in Human Behavior*, *146*, Article 107796. https://doi.org/10.1016/j.chb.2023.107796

Wang, Y., Liu, C., & Tu, Y.-F. (2021). Factors affecting the adoption of AI-based applications in higher education: An analysis of teachers' perspectives using structural equation modeling. *Educational Technology & Society*, *24*(3), 116–129.

Wang, Y., Wan, K., & Ren, Y. (2019). Research on factors influencing the acceptance of robot education for primary and secondary school teachers. *Research in Visual Education*, *40*, 105–111.

Zakeri, A., Khajeh Lou, S. R., Afraei, H., & Zangooi, S. (2011). Teachers' attitudes toward the application of educational technologies in teaching. *Educational Technology (Technology and Education)*, *6*(2), 159–165. https://sid.ir/paper/155394/fa [In Persian]

Zanjani, M. A., Abedi, H., & Nazari Ghazvini, S. (2018). Factors influencing the intention to use social networks based on technology acceptance and social network cognition theories among users. In *National Conference on New and Creative Ideas in Management, Accounting, Legal and Social Studies*. https://sid.ir/paper/898279/fa [In Persian]

پیوست

جدول ۲.

ماتریس ساختاری خود تعاملی ساختاری (SSIM)

متغیر	۱	۲	۳	٤	٥	٦	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳
۱	-	A	A	O	A	A	O	O	A	O	O	O	O
۲		-	A	A	A	O	O	O	A	O	O	V	O
۳			-	A	O	O	O	O	O	O	O	O	A
٤				-	O	A	A	O	O	O	A	O	O
٥					-	O	V	O	X	O	O	O	O
٦						-	V	O	O	A	V	O	O
۷							-	O	V	A	O	O	O
۸								-	X	O	O	O	O
۹									-	O	O	O	O
۱۰										-	V	V	V
۱۱											-	O	O
۱۲												-	O

جدول ۳.

ماتریس دستیابی اولیه (RM)

متغیر	۱	۲	۳	٤	٥	٦	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳
۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
۲	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰
۳	۱	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
٤	۰	۱	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
٥	۱	۱	۰	۰	۱	۰	۱	۰	۱	۰	۰	۰	۰
٦	۱	۰	۰	۱	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۱	۰	۰
۷	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۱	۰	۱	۰	۰	۰	۰
۸	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۰
۹	۱	۱	۰	۰	۱	۰	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۰
۱۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۱	۰	۰	۱	۱	۱	۱
۱۱	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۰
۱۲	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰
۱۳	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱