Studies in Learning & Instruction
Reaserch Paper
Journal homepage: https://jsli.shirazu.ac.ir

Identifying and Ranking Factors Affecting the Adoption of Artificial Intelligence in Education

Nazila Khatib Zanjani[1*], Mahsa Karimi[2]
1. Associate Professor, Department of Educational Sciences, Payame Noor University, Iran.
2. Department of Educational Sciences, Payame Noor University, Tehran, Iran.

ARTICLE INFO

Keywords:

artificial intelligence, higher education, technology acceptance

Article history:
Received: 2025/09/08
Revised: 2026/02/27
Accepted: 2026/04/13

ABSTRACT

This research aims to identify factors affecting the acceptance of artificial intelligence in education and to present a local model to promote the use of this technology in the Iranian education system. Given the key role of artificial intelligence in the transformation and development of educational systems, this study attempts to systematically analyze the related factors and provide practical strategies to increase the acceptance and effective use of this technology in the country's educational environments. The present research was conducted with a sequential mixed methods and with an exploratory nature. In the qualitative part, the meta-synthesis method was used to extract the initial indicators, and the Delphi technique was used to identify and screen them. The statistical population of this part included scientific documents, related articles, and 17 experts in the fields of artificial intelligence, educational sciences, and technology management who were selected purposefully. In the quantitative part, 319 professors of educational sciences at universities in Tehran were selected as the samples using the stepwise cluster method. The data collection tool was a 73-item questionnaire designed based on the findings of the qualitative section. The validity and reliability of the tool were confirmed with appropriate statistical methods, and the data were analyzed using MaxQDA2018, SPSS, and SmartPLS software. The findings showed that the acceptance of artificial intelligence in education is influenced by four main dimensions: the individual dimension including attitude, previous experience, technological literacy, and self-efficacy; the organizational dimension including organizational culture, management, and infrastructure; the technological dimension including ease of use, performance, security, and privacy; and the educational dimension including usefulness, impact on the role of the teacher, and flexibility. The results of the AVE index analysis showed that the technological dimension, with a value of 0.63 has the highest priority, and the organizational dimension with a value of 0.52 has the lowest priority. Accordingly, focusing on technological factors along with simultaneously strengthening the individual, educational, and organizational dimensions can lead to the successful acceptance and effective utilization of artificial intelligence in the country's education system.

Citation: Khatib Zanjani, N., & Karimi, M. (2026). Identifying and Ranking Factors Affecting the Adoption of Artificial Intelligence in Education. *Journal of Studies in Learning & Instruction*, *18*(1, Ser 90), 83-108.
Doi: 10.22099/JSLI.2026.8644

* Corresponding Author: E-mail¬ address: N.Khatibzanjani@pnu.ac.ir

COPYRIGHTS ©2025 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY-NC 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the Original authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publisher

Extended Abstract

Introduction

Artificial intelligence has become a central driver of educational transformation, offering promising opportunities to improve quality, promote equity, and enhance the overall efficiency of teaching and learning systems. Through adaptive learning environments, intelligent tutoring systems, automated assessment tools, and advanced analytics, artificial intelligence allows educators to personalize instruction, monitor student progress more accurately, and optimize the allocation of instructional resources. As global educational systems increasingly integrate digital technologies, understanding the determinants of successful adoption has become especially important. However, despite growing interest, adoption remains uneven, particularly in developing contexts where infrastructural, organizational, and professional challenges can constrain implementation.

Numerous obstacles hinder the widespread use of artificial intelligence in education. Inadequate access to technological infrastructure, limited educator literacy in digital tools, and persistent concerns about ethical use, security, and privacy contribute to hesitation among potential users. Additionally, uncertainty surrounding the evolving role of teachers in AI-supported environments generates resistance, especially when educators fear displacement or loss of instructional autonomy. For adoption to be successful, teachers and institutions must perceive artificial intelligence as enhancing and not replacing their professional roles.

The global literature on technology acceptance identifies numerous influencing factors; however, many studies emphasize identification rather than prioritization. Prioritization is essential for policymakers, particularly in environments where financial resources, technical expertise, and institutional support may be limited. A clear ranking of determinants enables decision-makers to target investment and training efforts strategically. Within Iran, the need for a context-specific adoption model is especially significant. The structure of Iranian educational systems, combined with varied levels of readiness across institutions, requires a localized approach that integrates cultural, organizational, technological, and pedagogical considerations.

This study sought to identify and rank the main factors influencing the adoption of artificial intelligence in education within the Iranian context. Using a mixed-method design, the research developed an evidence-based model capable of informing both institutional planning and national policy development. The structured approach ensured that the model captured the interrelated influences of personal readiness, organizational support, technological trustworthiness, and educational value.

Method

A sequential mixed-method research design was employed to generate a robust and contextually grounded adoption model. The qualitative phase began with a comprehensive meta-synthesis of national and international scholarship concerning artificial intelligence adoption in educational settings. The purpose of this synthesis was to extract relevant concepts, identify recurring determinants, and build an initial framework. To validate and refine this preliminary structure, the Delphi method was implemented with a panel of seventeen experts representing educational technology, instructional design, and digital transformation in higher education. Through multiple iterative rounds of feedback, the experts examined, restructured, and clarified the dimensions and indicators of the proposed model.

The validated qualitative findings informed the construction of a 73-item questionnaire designed for quantitative evaluation. This instrument captured four core dimensions: individual, organizational, technological, and educational. Individual factors included teachers' attitudes toward artificial intelligence, technological literacy, prior experience with digital systems, and self-efficacy. Organizational factors addressed managerial support, institutional

policies, the adequacy of infrastructure, and organizational culture. Technological factors included system performance, user-friendliness, security, reliability, and privacy. Educational factors highlighted the usefulness of artificial intelligence for improving learning outcomes, its impact on the teacher's professional role, and its contribution to flexibility in instructional design.

The questionnaire was administered to three hundred and nineteen education faculty members in Tehran who were selected due to their familiarity with pedagogical innovation and educational technology. Data analysis involved descriptive and inferential statistics using SPSS, while SmartPLS supported measurement model evaluation, including reliability, discriminant validity, convergent validity, and Average Variance Extracted. The qualitative data were analyzed and coded using MAXQDA2018 to ensure systematic integration of findings from the Delphi process.

Results

The final model confirmed that artificial intelligence adoption in education is shaped by four interdependent dimensions: individual, organizational, technological, and educational. All dimensions displayed acceptable reliability and validity, indicating a coherent and empirically grounded structure. The individual dimension revealed the importance of educators' confidence, literacy, and previous experiences; positive attitudes and strong self-efficacy were associated with greater willingness to adopt artificial intelligence tools.

Organizational factors were similarly influential. Institutions characterized by supportive leadership, adequate technological infrastructure, and an innovation-oriented culture demonstrated higher readiness for artificial intelligence integration. Where infrastructure or managerial commitment was lacking, adoption was less likely, regardless of individual readiness.

Technological factors emerged as the strongest predictors of adoption. Respondents emphasized ease of use, system reliability, performance quality, and especially security and privacy as crucial indicators of trust. Users expected artificial intelligence tools to meet high standards of transparency, accuracy, and protection of sensitive data before endorsing widespread implementation.

Educational factors also contributed significantly, highlighting the necessity of pedagogical value. Educators expressed greater acceptance when artificial intelligence clearly supported student learning, enriched instructional design, and complemented rather than replaced their professional responsibilities. Tools perceived as pedagogically beneficial were evaluated more positively.

In terms of prioritization, the technological dimension achieved the highest Average Variance Extracted score, indicating its dominant role in adoption. The organizational dimension ranked lowest but remained essential as a structural foundation. The individual and educational dimensions occupied intermediate positions.

Discussion and Conclusion

The findings underscore the multidimensional nature of artificial intelligence adoption in education. Successful integration requires simultaneous attention to technological excellence, educator readiness, organizational capacity, and pedagogical value. The high ranking of technological determinants suggests that users prioritize security, performance, and ease of use when evaluating artificial intelligence systems. Policymakers should therefore invest in reliable, ethical, and user-friendly technologies.

At the same time, adoption cannot occur without strong organizational support. Institutions must cultivate cultures of innovation, provide comprehensive infrastructure, and create policies that align artificial intelligence implementation with ethical standards and educational priorities. Individual readiness remains essential, underscoring the need for sustained professional development and opportunities for educators to build digital confidence.

Overall, this study provides a localized and empirically supported framework for guiding artificial intelligence adoption in Iranian education. Future research may expand the model to additional educational levels and stakeholder groups, enabling broader application and deeper understanding.

Keywords*:* artificial intelligence, higher education, technology acceptance

مطالعات آموزش و یادگیری

Journal homepage: https://jsli.shirazu.ac.ir/

شناسایی و رتبه‌بندی عوامل موثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش

نازیلا خطیب‌زنجانی[۱] ، مهسا کریمی

۱. دانشیار گروه علوم تربیتی، دانشگاه پیام نور، ایران.

۲. گروه علوم تربیتی، پیام نور، ص.پ.۱۹۳۹۵-٤٦۹۷، تهران، ایران

اطلاعات مقاله

واژه‌های کلیدی:

هوش مصنوعی، آموزش عالی، پذیرش فناوری،

تاریخچه مقاله:

تاریخ دریافت: ۱٤۰٤/۰٦/۱۷

تاریخ بازنگری: ۱٤۰٤/۱۲/۰۸

تاریخ پذیرش: ۱٤۰۵/۰۱/۲٤

چکیده

این پژوهش با هدف شناسایی عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش و ارائه یک مدل بومی به‌منظور ارتقای استفاده از این فناوری در نظام آموزشی ایران انجام شده است. با توجه به نقش کلیدی هوش مصنوعی در تحول و توسعه نظام‌های آموزشی، این مطالعه می‌کوشد با تحلیل نظام‌مند عوامل مرتبط، راهبردهایی کاربردی برای افزایش پذیرش و بهره‌برداری مؤثر از این فناوری در محیط‌های آموزشی کشور ارائه دهد. پژوهش حاضر با رویکرد آمیخته متوالی و با ماهیتی اکتشافی انجام شد. در بخش کیفی، از روش فراترکیب برای استخراج شاخص‌های اولیه و از تکنیک دلفی برای شناسایی و غربالگری آن‌ها استفاده شد. جامعه آماری این بخش شامل اسناد علمی، مقالات مرتبط و ۱۷ نفر از خبرگان حوزه‌های هوش مصنوعی، علوم تربیتی و مدیریت فناوری بود که به‌صورت هدفمند انتخاب شدند. در بخش کمّی، ۳۱۹ نفر از استادان علوم تربیتی دانشگاه‌های شهر تهران با استفاده از روش خوشه‌ای مرحله‌ای به‌عنوان نمونه انتخاب شدند. ابزار گردآوری داده‌ها پرسش‌نامه‌ای ۷۳ گویه‌ای بود که بر اساس یافته‌های بخش کیفی طراحی شد. روایی و پایایی ابزار با روش‌های آماری مناسب تأیید شدند و داده‌ها با استفاده از نرم‌افزارهای MaxQDA2018، SPSS و SmartPLS مورد تحلیل قرار گرفتند. یافته‌ها نشان داد پذیرش هوش مصنوعی در آموزش تحت‌تأثیر چهار بُعد اصلی است: بُعد فردی شامل نگرش، تجربه قبلی، سواد فناوری و خودکارآمدی؛ بُعد سازمانی شامل فرهنگ سازمانی، مدیریت و زیرساخت‌ها؛ بُعد فناورانه شامل سهولت استفاده، عملکرد، امنیت و حریم خصوصی، و بُعد آموزشی شامل مفید بودن، تأثیر بر نقش یاددهنده و انعطاف‌پذیری. نتایج تحلیل شاخص میانگین واریانس استخراج‌شده نشان داد بُعد فناورانه با مقدار ۰/٦۳ بیشترین و بُعد سازمانی با مقدار ۰/۵۲ کمترین اولویت را دارد. بر این اساس، تمرکز بر عوامل فناورانه در کنار تقویت هم‌زمان ابعاد فردی، آموزشی و سازمانی می‌تواند به پذیرش موفق و بهره‌برداری مؤثر از هوش مصنوعی در نظام آموزشی کشور منجر شود.

استناد: **خطیب‌زنجانی ، ن.، و کریمی، م.، (۱٤۰۵)، شناسایی و رتبه‌بندی عوامل موثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش. *مجله مطالعات آموزش و یادگیری*، ۱۸ (۱، پیاپی ۹۰)، ۱۰۸- ۸۳.**

Doi: 10.22099/JSLI.2026.8644

*. **نویسنده مسئول:** E-mail: N.Khatibzanjani@pnu.ac.ir

COPYRIGHTS ©2025 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY-NC 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the Original authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publisher

مقدمه

در دنیای معاصر، هوش مصنوعی به‌عنوان یکی از پیشرفته‌ترین و تحول‌آفرین‌ترین فناوری‌های قرن بیست و یکم، تأثیرات عمیق و گسترده‌ای بر ابعاد گوناگون زندگی بشر، به‌ویژه نظام‌های آموزشی، بر جای گذاشته است. این فناوری با برخورداری از قابلیت‌هایی نظیر شخصی‌سازی فرایند یادگیری، تحلیل و ارزیابی دقیق عملکرد یادگیرندگان، بهینه‌سازی منابع و کاهش هزینه‌های آموزشی، به ابزاری راهبردی برای ارتقای کیفیت و عدالت آموزشی تبدیل شده است (Rahiman & Kodikal, 2024). در همین راستا، گزارش‌های بین‌المللی، ازجمله گزارش یونسکو، بر این نکته تأکید دارند که هوش مصنوعی نه‌تنها ظرفیت کاهش نابرابری‌های آموزشی را دارد، بلکه می‌تواند فرصت‌های نوینی برای یادگیری فراگیر و دسترسی عادلانه به آموزش فراهم آورد (Al Darayseh, 2023; Alyoussef et al., 2025).

باوجوداین ظرفیت‌های چشمگیر، پذیرش و به‌کارگیری هوش مصنوعی در نظام‌های آموزشی، تحت‌تأثیر مجموعه‌ای از عوامل فردی، فناورانه، سازمانی و نهادی قرار دارد. پژوهش‌ها نشان می‌دهند عواملی نظیر سطح سواد فناورانه کاربران، میزان اعتماد به فناوری، کیفیت خدمات فناورانه و شرایط زیرساختی، نقش تعیین‌کننده‌ای در پذیرش این فناوری ایفا می‌کنند (Nazaretsky et al., 2022). یکی از مهم‌ترین موانع در این مسیر، کمبود زیرساخت‌های مناسب، ازجمله دسترسی به اینترنت پایدار و تجهیزات سخت‌افزاری و نرم‌افزاری کافی است؛ مسئله‌ای که به‌ویژه در مناطق کمتر توسعه‌یافته، پذیرش و استفاده مؤثر از فناوری‌های هوشمند را با محدودیت‌های جدی مواجه ساخته است (Asadzadeh et al., 2021; Rahiman & Kodikal, 2024).

افزون‌بر محدودیت‌های زیرساختی، نگرانی‌های اخلاقی و امنیتی، به‌ویژه درزمینهٔ حفظ حریم خصوصی و استفاده مسئولانه از داده‌های آموزشی، از دیگر چالش‌های اساسی در مسیر پذیرش هوش مصنوعی به شمار می‌روند و موجب شکل‌گیری مقاومت در میان کاربران شده‌اند (Akimov et al., 2023; Nazaretsky et al., 2022). فقدان دانش و مهارت‌های فنی نیز به‌عنوان یکی از موانع مهم مطرح است؛ به‌طوری‌که بسیاری از اعضای هیئت‌علمی و دانشجویان، به‌دلیل کمبود آموزش‌های تخصصی و تجربه عملی، تمایل اندکی به استفاده از ابزارهای مبتنی‌بر هوش مصنوعی نشان می‌دهند (Haji-Anvari & Ramezani, 2023; Pujeda, 2023). در همین حال، نبود سیاست‌های حمایتی منسجم و ضعف فرهنگ نوآوری در برخی نهادهای آموزشی، پذیرش این فناوری را با چالش مواجه کرده است؛ به‌گونه‌ای که پژوهش‌ها حاکی از آن است دانشگاه‌هایی که از حمایت نهادی مؤثر برخوردارند، در استقرار و بهره‌گیری از هوش مصنوعی عملکرد موفق‌تری دارند (Or, 2025; Rabiatu & Shehu, 2024).

مرور ادبیات پژوهش نشان می‌دهد که پذیرش هوش مصنوعی در آموزش تحت‌تأثیر عواملی نظیر سهولت استفاده، سودمندی ادراک‌شده، سواد فناورانه، نگرش مثبت نسبت به فناوری و حمایت نهادی قرار دارد (Alzahrani, 2023; Or, 2025). این عوامل در محیط‌های آموزشی از اهمیتی ویژه برخوردارند؛ به‌گونه‌ای که یافته‌های پژوهشی نشان می‌دهند سهولت استفاده و سودمندی ادراک‌شده، بیشترین تأثیر مثبت را بر تمایل کاربران به استفاده از فناوری‌های هوشمند دارند (Ma & Lei, 2024). همچنین، سواد فناورانه و نگرش مثبت نسبت به فناوری، در کنار کیفیت خدمات فناورانه و اعتماد کاربران، ازجمله متغیرهایی هستند که تأثیری معنی‌دار بر پذیرش هوش مصنوعی داشته و نباید نادیده گرفته شوند (Nazaretsky et al., 2022; Rodzi et al., 2023).

عدم‌پذیرش هوش مصنوعی در نظام‌های آموزشی، پیامدهای منفی متعددی را در سطوح فردی، سازمانی و اجتماعی به همراه دارد. در سطح فردی، این امر به تداوم روش‌های سنتی آموزش و عدم بهره‌برداری از قابلیت‌های نوین هوش مصنوعی، ازجمله شخصی‌سازی یادگیری و ارزیابی خودکار، منجر می‌شود (Maarofi et al, 2024; Rahiman & Kodikal, 2024). در سطح سازمانی، کمبود زیرساخت‌های مناسب و مقاومت کاربران، شکاف دیجیتال میان دانشگاه‌ها و مناطق گوناگون را تشدید کرده و هزینه‌های عملیاتی نظیر چاپ منابع آموزشی و برگزاری کلاس‌های حضوری را افزایش می‌دهد؛ در نتیجه، فرصت‌های

بهره‌وری از ابزارهای دیجیتال از دست می‌رود (Bakhadirov & Alasgarova, 2024; Pujeda, 2023). از منظر اجتماعی نیز عدم‌پذیرش هوش مصنوعی می‌تواند موجب تقویت مقاومت فرهنگی در برابر نوآوری‌های فناورانه، کاهش تعاملات آموزشی میان دانشجویان و اساتید و تضعیف جایگاه رقابتی دانشگاه‌ها در جذب دانشجویان مستعد شود (Alyoussef et al., 2025; Nazaretsky et al., 2022).

برای غلبه بر این چالش‌ها، توسعه زیرساخت‌های فناورانه مناسب، ازجمله افزایش پهنای باند اینترنت و تأمین تجهیزات سخت‌افزاری و نرم‌افزاری پیشرفته، امری ضروری تلقی می‌شود (Dube et al., 2024; Rahiman & Kodikal, 2024). همچنین، برگزاری دوره‌های آموزشی و کارگاه‌های تخصصی می‌تواند نقشی مؤثر در ارتقای سواد فناورانه کاربران و کاهش مقاومت فرهنگی نسبت به هوش مصنوعی ایفا کند (Nazaretsky et al., 2022; Zualkernan, 2025). افزون‌بر این، تدوین و اجرای سیاست‌های حمایتی، نظیر ارائه حمایت‌های مالی، کاهش هزینه‌های دسترسی به فناوری و تعریف مقررات اخلاقی شفاف در حوزه استفاده از داده‌ها، از عوامل کلیدی در تسهیل پذیرش این فناوری به شمار می‌رود (Alnaqbi & Yassin, 2021; Chege & Kihara, 2025). توسعه پژوهش‌های کاربردی و ایجاد آزمایشگاه‌های پژوهشی به‌منظور آزمون، ارزیابی و بهینه‌سازی کاربردهای هوش مصنوعی در آموزش نیز از دیگر اقدامات ضروری در این مسیر است (Cukurova et al., 2023).

باوجود گستردگی مطالعات انجام‌شده درزمینهٔ پذیرش هوش مصنوعی، بررسی ادبیات پژوهشی نشان می‌دهد که بخش عمده‌ای از پژوهش‌ها عمدتاً به شناسایی عوامل مؤثر پرداخته و کمتر به اولویت‌بندی و تعیین میزان اهمیت نسبی این عوامل توجه کرده‌اند. افزون‌بر این، بسیاری از مطالعات پیشین رویکردی تک‌بُعدی یا مبتنی‌بر مدل‌های کلاسیک پذیرش فناوری داشته و به بررسی هم‌زمان عوامل فردی، سازمانی، فناورانه و نهادی در قالب یک چهارچوب جامع نپرداخته‌اند. تفاوت‌های زمینه‌ای، فرهنگی و زیرساختی نظام‌های آموزشی نیز موجب می‌شود نتایج پژوهش‌های انجام‌شده در کشورهای توسعه‌یافته، الزاماً قابلیت تعمیم مستقیم به سایر بسترهای آموزشی را نداشته باشند. این امر ضرورت انجام پژوهش‌های بومی‌محور و زمینه‌محور را بیش از پیش آشکار می‌سازد.

بر این اساس، شکاف اصلی در ادبیات پژوهش را می‌توان در نبود مطالعاتی جامع دانست که به‌طور هم‌زمان به شناسایی و رتبه‌بندی عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش بپردازند. در شرایط کنونی، که نظام‌های آموزشی پس‌از همه‌گیری بیماری کووید-۱۹ با شتاب بیشتری به‌سوی آموزش دیجیتال و هوشمند حرکت کرده‌اند، محدودیت منابع مالی و زیرساختی ایجاب می‌کند که تصمیم‌گیری‌ها بر مبنای عوامل کلیدی و اولویت‌دار صورت گیرد. ازاین‌رو، شناسایی صرف عوامل کافی نیست و رتبه‌بندی آن‌ها می‌تواند به تخصیص بهینه منابع، طراحی سیاست‌های حمایتی اثربخش و تسهیل مسیر استقرار هوش مصنوعی در محیط‌های آموزشی کمک کند.

از منظر نظری، این مطالعه با ارائه یک چهارچوب جامع برای شناسایی و رتبه‌بندی عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش عالی، به توسعه ادبیات پذیرش فناوری در حوزه فناوری‌های آموزشی کمک می‌کند. برخلاف بخش قابل توجهی از پژوهش‌های پیشین که عمدتاً بر شناسایی عوامل اثرگذار یا آزمون مدل‌های کلاسیک پذیرش فناوری نظیر مدل پذیرش فناوری[1] و نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری[2] متمرکز بوده‌اند، این پژوهش با تلفیق هم‌زمان عوامل فردی، فناورانه، سازمانی و نهادی و اولویت‌بندی آن‌ها، درک عمیق‌تری از سازوکارهای نظری پذیرش هوش مصنوعی در محیط‌های دانشگاهی ارائه می‌دهد. بدین‌ترتیب، مطالعه حاضر با حرکت فراتر از رویکردهای توصیفی، به غنای نظری حوزه فناوری آموزشی افزوده و امکان بازاندیشی در کاربست مدل‌های موجود پذیرش فناوری در بستر آموزش عالی را فراهم می‌سازد.

---

[1]. Technology Acceptance Model (TAM)
[2]. Unified Theory of Aceptance and Use of Technology (UTAUT)

افزون‌بر این، این پژوهش با تأکید بر نقش زمینه‌ای و بومی در پذیرش هوش مصنوعی، به گسترش چهارچوب‌های نظری موجود از منظر حساسیت به بافت فرهنگی، نهادی و زیرساختی کمک می‌کند. رتبه‌بندی عوامل اثرگذار نشان می‌دهد که اهمیت نسبی متغیرها می‌تواند بسته به شرایط نظام آموزشی و سطح بلوغ فناورانه متفاوت باشد؛ امری که در ادبیات نظری کمتر مورد توجه قرار گرفته است. ازاین‌رو، یافته‌های این مطالعه زمینه را برای توسعه مدل‌های اقتضایی پذیرش فناوری در آموزش عالی فراهم کرده و به ادبیات فناوری آموزشی کمک می‌کند تا از رویکردهای یکسان‌انگارانه فاصله گرفته و به سمت نظریه‌پردازی‌های انعطاف‌پذیرتر و زمینه‌محور در حوزه پذیرش هوش مصنوعی حرکت کند.

در نهایت، این پژوهش در پی پاسخ‌گویی به این پرسش اساسی است که چه عواملی بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش تأثیرگذارند؟ و این عوامل چگونه می‌توانند براساس میزان اهمیت و اثرگذاری رتبه‌بندی شوند تا مسیر توسعه و استقرار مؤثر هوش مصنوعی در محیط‌های آموزشی تسهیل شود.

روش پژوهش

ماهیت چندبُعدی و پیچیده پدیده پذیرش هوش مصنوعی در نظام‌های آموزشی که متأثر از مجموعه‌ای از عوامل فردی، فناورانه، سازمانی، نهادی و زمینه‌ای است، مستلزم اتخاذ رویکردی روش‌شناختی فراتر از یک چهارچوب تک‌بُعدی است. به بیان دیگر، بررسی چنین پدیده‌ای با اتکا به یک روش واحد، قادر به تبیین جامع ابعاد گوناگون آن نخواهد بود. ازاین‌رو، این پژوهش با هدف دستیابی به درکی عمیق، یکپارچه و مبتنی‌بر شواهد معتبر، از طرح روش‌شناسی آمیخته متوالی در چهارچوب پارادایم عمل‌گرا بهره گرفته است. این رویکرد، با فراهم‌سازی امکان استفاده هم‌زمان از ظرفیت‌های روش‌های کیفی و کمّی، به‌طور مستقیم با هدف اصلی پژوهش، یعنی شناسایی و رتبه‌بندی عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش، هم‌راستاست.

از منظر هدف، این پژوهش در زمره پژوهش‌های کاربردی قرار می‌گیرد زیرا یافته‌های آن قابلیت بهره‌برداری مستقیم در سیاست‌گذاری‌های آموزشی، برنامه‌ریزی‌های راهبردی دانشگاه‌ها و تصمیم‌گیری مدیران آموزشی درزمینهٔ استقرار و توسعه هوش مصنوعی را داراست. افزون‌بر این، ازحیث نوع داده، پژوهش مبتنی‌بر روش آمیخته متوالی است؛ بدین معنا که ابتدا داده‌های کیفی گردآوری و تحلیل شده و سپس نتایج حاصل از این مرحله، مبنای طراحی ابزار پژوهش و اجرای بخش کمّی قرار گرفته‌اند. این توالی منطقی، از یک سو امکان استخراج عوامل بومی و مبتنی‌بر ادبیات علمی را فراهم می‌سازد و ازسوی‌دیگر، مانع از تحمیل سازه‌ها و چهارچوب‌های از پیش‌تعیین‌شده بر پدیده مورد مطالعه می‌شود.

ازنظر پارادایمی، پژوهش در چهارچوب پارادایم عمل‌گرا و با رویکردی تلفیقی از دیدگاه‌های تفسیری و اثبات‌گرایانه انجام شده است. بدین‌ترتیب، در بخش کیفی، با تکیه بر رویکرد تفسیری، تلاش شده است معانی، مفاهیم و ابعاد گوناگون پذیرش هوش مصنوعی از دل ادبیات علمی و دیدگاه خبرگان استخراج شود؛ درحالی‌که در بخش کمّی، با اتخاذ رویکرد اثبات‌گرایانه، روابط میان متغیرها به‌صورت تجربی و از راه آزمون‌های آماری مورد بررسی قرار گرفته‌اند. این ترکیب پارادایمی، انعطاف‌پذیری روش‌شناختی لازم برای پاسخ‌گویی به پرسش‌های متنوع پژوهش را فراهم کرده است.

ازحیث ماهیت، این پژوهش ابتدا ماهیتی اکتشافی و سپس توصیفی- تحلیلی دارد. به‌طور مشخص، مرحله اکتشافی به شناسایی جامع عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی اختصاص یافته است، درحالی‌که مرحله توصیفی - تحلیلی به سنجش، تبیین و رتبه‌بندی این عوامل در جامعه آماری مورد نظر می‌پردازد. همچنین، از منظر منطق استدلال، پژوهش از نوع پژوهش‌های آمیخته استقرایی - قیاسی به شمار می‌رود؛ به این معنا که در بخش کیفی، با بهره‌گیری از استدلال استقرایی، مفاهیم و مقوله‌ها از دل داده‌ها استخراج شده‌اند و در بخش کمّی، با استفاده از استدلال قیاسی، فرضیه‌ها و روابط ساختاری میان متغیرها مورد

آزمون قرار گرفته‌اند.

در بخش کیفی، انتخاب جامعه آماری شامل مقالات علمی معتبر، اسناد و قوانین مرتبط با هوش مصنوعی و آموزش، بر این فرض استوار بوده است که شناسایی عوامل مؤثر بر پذیرش این فناوری، نیازمند اتکا به دانش انباشته و شواهد علمی معتبر است. در همین راستا، به‌کارگیری الگوی فراترکیب Sandelowski and Barroso (2006) امکان انجام یک فرایند نظام‌مند، شفاف و قابل بازبینی را فراهم کرده و در نتیجه، به افزایش اعتبار و روایی یافته‌های کیفی انجامیده است. انتخاب ۲۲ مقاله با روش نمونه‌گیری هدفمند غیرتصادفی و براساس معیارهایی نظیر کیفیت علمی، ارتباط مستقیم با موضوع، روش‌شناسی مناسب و تنوع دیدگاه‌ها، با هدف دستیابی به پوشش حداکثری مفاهیم و کاهش سوگیری پژوهشی صورت گرفته است.

در مرحله دوم بخش کیفی، استفاده از تکنیک دلفی (Linstone, 1985) و مشارکت ۱۷ نفر از خبرگان حوزه‌های هوش مصنوعی، علوم تربیتی و آموزشی، روان‌شناسی یادگیری و مدیریت نوآوری و فناوری، به‌منظور پالایش، اعتبارسنجی و دستیابی به اجماع علمی درباره عوامل شناسایی‌شده، ضروری تشخیص داده شد. روش دلفی، به‌دلیل ماهیت ساختاریافته، تکرارشونده و مبتنی‌بر قضاوت نظام‌مند خبرگان، ابزاری مناسب برای کاهش عدم‌قطعیت و افزایش توافق علمی در موضوعات نوظهور و پیچیده‌ای همچون پذیرش هوش مصنوعی در آموزش به شمار می‌رود. افزون‌بر این، تعریف معیارهای دقیق برای انتخاب خبرگان، نقشی مهم در تضمین کیفیت و قابلیت اتکای داده‌های کیفی ایفا کرده است. ویژگی‌های جمعیت‌شناختی مشارکت‌کنندگان بخش کیفی در جدول ۱ آورده شده است

جدول ۱. ویژگی‌های جمعیت‌شناختی مصاحبه شونده‌های بخش کیفی (۱۷ خبره)

ویژگی جمعیت‌شناختی	طبقه	فراوانی	درصد
سن	پائین‌تر از ٤٥ سال	۲	۱۳
	بین ٤٥ تا ٥٠ سال	۳	۳٤
	بین ٥١ تا ٥٥ سال	۷	٤٠
	بالای ٥٥ سال	٥	۱۳
تجربه کاری مرتبط (سابقه شغلی/ سابقه تدریس)	کمتر از ۷ سال	۳	۲۷
	بین ۷ تا ١٤ سال	۹	٥۳
	بیشتر از ١٤ سال	٥	۲٠
جنسیت	مرد	١٠	۷۳
	زن	۷	۲۷
رشته تحصیلی	هوش مصنوعی	۸	٤۷
	روان‌شناسی تربیتی	٦	۳۳
	مدیریت فناوری	۳	۲٠

براساس اطلاعات جدول ۱، گروه نمونه مورد بررسی از تنوع جمعیت‌شناختی قابل توجهی برخوردار است. ازنظر سنی، بیشترین فراوانی مربوط به افراد ٥١ تا ٥٥ سال (٤٠ درصد) بوده و از منظر تجربه کاری، اکثریت دارای سابقه ۷ تا ١٤ سال (٥۳ درصد) هستند. همچنین، مردان با ۷۳ درصد جمعیت، برتری قابل توجهی نسبت به زنان (۲۷ درصد) دارند و تخصص هوش مصنوعی با سهم ٤۷ درصد، بیشترین فراوانی رشته تحصیلی را به خود اختصاص داده است.

در بخش کمّی، جامعه آماری پژوهش شامل اساتید علوم تربیتی واحدهای دانشگاه آزاد اسلامی شهر تهران است؛ زیرا این

گروه به‌عنوان یکی از کنشگران کلیدی و ذی‌نفعان اصلی در فرایند پذیرش و به‌کارگیری هوش مصنوعی در آموزش عالی شناخته می‌شود و دیدگاه‌های آنان می‌تواند بازتاب‌دهنده واقعیت‌های اجرایی و آموزشی باشد. استفاده از روش نمونه‌گیری خوشه‌ای مرحله‌ای و انتخاب واحدهای گوناگون دانشگاهی، با هدف افزایش نمایندگی نمونه و ارتقای تعمیم‌پذیری نتایج پژوهش انجام شده است.

حجم نمونه ۳۳۰ نفر، با توجه به الزامات تحلیل‌های آماری پیشرفته و به‌ویژه مدل‌سازی معادلات ساختاری، انتخاب شد. پس‌از پالایش داده‌ها و حذف پرسش‌نامه‌های ناقص، داده‌های حاصل از ۳۱۹ پاسخ‌دهنده معتبر، همچنان فراتر از حداقل حجم نمونه توصیه‌شده توسط Kline (1998) بوده و از کفایت آماری لازم برای انجام تحلیل عاملی تأییدی و آزمون مدل ساختاری برخوردار است. همچنین، به‌کارگیری هم‌زمان روش‌های توزیع آنلاین و حضوری پرسش‌نامه، با هدف افزایش نرخ پاسخ‌دهی و کاهش سوگیری پاسخ صورت گرفته است. در جدول ۲ ویژگی‌های جمعیت‌شناختی مشارکت‌کنندگان بخش کمّی پژوهش نشان داده شده است

جدول ۲. ویژگی‌های جمعیت‌شناختی اساتید علوم تربیتی دانشگاه‌های شهر تهران (۳۱۹ پاسخ‌دهنده)

ویژگی جمعیت‌شناختی	طبقه	فراوانی	درصد
سن (سال)	کمتر از ۳۵	۹۸	۳۰/۷۲
	۳۵ تا ۴۰	۱۱۸	۳۶/۹۹
	۴۱ تا ۴۵	۶۸	۲۱/۳۲
	بیشتر از ۴۵	۳۵	۱۰/۹۷
جنسیت	مرد	۱۶۳	۵۱/۱۰
	زن	۱۵۶	۴۸/۹۰
سابقه کار (سال)	کمتر از ۷	۷۶	۲۳/۸۲
	بین ۷ تا ۱۳	۱۰۲	۳۱/۹۷
	بین ۱۴ تا ۲۰	۸۹	۲۷/۹۰
	بیشتر از ۲۰	۵۲	۱۶/۳۱

بررسی ویژگی‌های جمعیت‌شناختی اساتید علوم تربیتی دانشگاه‌های شهر تهران (جدول ۲) نشان می‌دهد که بیشترین سهم سنی مربوط به بازه ۳۵ تا ۴۰ سال (۳۶/۹۹ درصد) بوده و گروه کمتر از ۳۵ سال (۳۰/۷۲ درصد) در رتبه دوم قرار دارد. ازنظر جنسیت، توزیع تقریباً متوازن است و مردان (۵۱/۱۰ درصد) کمی بیشتر از زنان (۴۸/۹۰ درصد) هستند. درزمینهٔ سابقه کاری، فراوانی بالاتر مربوط به افراد با سابقه ۷ تا ۱۳ سال (۳۱/۹۷ درصد) است، و سایر گروه‌ها سهم کمتری دارند. این نتایج نشان‌دهنده تنوع قابل توجه در ویژگی‌های جمعیت‌شناختی گروه نمونه است.

هدف اصلی این پژوهش، شناسایی و رتبه‌بندی عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش است؛ هدفی که ذاتاً مستلزم پاسخ‌گویی به دو پرسش اساسی است. نخست، این‌که چه عواملی در پذیرش هوش مصنوعی در محیط‌های آموزشی نقش دارند که ناظر بر بُعد شناسایی و اکتشافی پژوهش است و دوم، این‌که اهمیت نسبی و میزان اثرگذاری هریک از این عوامل چگونه است که به بُعد تبیینی، تحلیلی و رتبه‌بندی مربوط می‌شود. بر این اساس، پرسش‌های پژوهش ماهیتی دوگانه داشته و هم‌زمان واجد ابعاد اکتشافی- تفسیری و آزمونی - اثبات‌گرایانه هستند؛ امری که انتخاب روش‌شناسی آمیخته و مرحله‌ای را اجتناب‌ناپذیر ساخته است.

در همین چهارچوب، این پژوهش با رویکرد آمیخته متوالی طراحی شده است؛ به‌گونه‌ای که در گام نخست، از روش‌های

کیفی برای پاسخ‌گویی به پرسش شناسایی عوامل مؤثر استفاده شده و در گام دوم، با بهره‌گیری از روش‌های کمّی، روابط میان عوامل شناسایی‌شده مورد آزمون قرار گرفته و اولویت‌بندی آن‌ها انجام شده است. این توالی منطقی، زمینه شکل‌گیری مدل پیشنهادی پژوهش را فراهم ساخته است؛ به‌طوری‌که مدل پیشنهادی نه براساس مفروضات ذهنی پژوهشگر بلکه مبتنی‌بر ادبیات علمی، اجماع خبرگان و داده‌های تجربی طراحی شده است.

در نهایت، استفاده از فراترکیب در بخش کیفی، پاسخی مستقیم به ضرورت شناسایی جامع عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش بوده و به پرسش «چه عواملی بر پذیرش هوش مصنوعی تأثیر دارند؟» پاسخ داده است. سپس، به‌کارگیری تکنیک دلفی با مشارکت خبرگان، با هدف اعتبارسنجی و اجماع‌سازی بر سر عوامل استخراج‌شده، به افزایش روایی محتوایی مدل پیشنهادی انجامیده است. در بخش کمّی نیز استفاده از روش پیمایش و مدل‌سازی معادلات ساختاری، امکان آزمون تجربی مدل پیشنهادی و پاسخ‌گویی به پرسش «این عوامل چگونه، با چه شدتی و با چه اولویتی بر پذیرش هوش مصنوعی اثر می‌گذارند؟» را فراهم ساخته است. درمجموع، روش‌شناسی انتخاب‌شده در این پژوهش به‌صورت نظام‌مند و هدفمند با پرسش‌های پژوهش و مدل پیشنهادی هم‌راستا بوده و این هم‌راستایی موجب شده است که پژوهش، افزون‌بر شناسایی عوامل مؤثر، چهارچوبی عملی و مبتنی‌بر شواهد برای تسهیل توسعه و استقرار مؤثر هوش مصنوعی در محیط‌های آموزشی ارائه دهد. ابزار گردآوری داده‌ها و روایی و پایایی آن‌ها به این شرح است:

الف: بخش کیفی: در مرحله نخست فاز کیفی، با تکیه بر بررسی‌های حاصل از روش فراترکیب، به شناسایی عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش پرداخته شده است. در این مرحله با استفاده از روش فراترکیب با مرور نظام‌مند و با رهیافت مدل پریزما[1] و با استفاده از روش فراترکیب، عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش شناسایی شد. برای این منظور مراحل زیر طی شده است:

۱. گام‌های انجام سنتزپژوهی جهت شناسایی عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش که شامل این مراحل و زیرمراحل است:

مرحله نخست: تعیین جغرافیای پژوهش؛ تعیین پژوهش‌هایی که قرار است از یافته‌های آن‌ها استفاده شود و شامل این موارد است:

الف) تعیین پارامترهای جست‌وجو مانند تاریخ انتشار و نوع پژوهش

ب) تعیین معیارهای انتخاب اسناد گردآوری‌شده از مرحله قبل

ج) تعیین راهبرد جست‌وجوی اسناد و پایگاه‌ها

مرحلهٔ دوم: نقد نظام‌مند اسناد منتخب شامل موارد زیر:

الف) غربالگری درشت

ب) غربالگری ریز

ج) واکاوی

مرحله سوم: خلق چیزی جدید از عناصر جدا از هم که در این مرحله دو نوع سنتز به‌ترتیب انجام می‌شود:

الف- سنتز تجمیعی: در واقع در مقابل سنتزپژوهی ترکیبی است. سنتز تجمیعی همانند تغییر فیزیکی و سنتز ترکیبی همانند تغییر شیمیایی در یک واکنش است. در اولی یافته‌های پژوهش‌های انتخاب‌شده با هم جمع می‌شوند، مانند آنچه بیشتر در فراتحلیل پژوهش‌های کمّی شاهد آن هستیم.

ب- سنتز ترکیبی: یافته‌های دیگران خود مبدل به داده‌ای می‌شوند که با داده‌ای دیگر ترکیب و سپس با هویتی جدید

[1]. Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analysis (PRISMA)

بازآفرینی می‌شوند.

۲. در این پژوهش، به‌منظور شناسایی و انتخاب مقالات مرتبط با عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش، ابتدا چهارچوب مشخصی برای جست‌وجوی نظام‌مند منابع علمی تعیین شد. در این مرحله، محدودیت‌هایی ازنظر زمانی، مکانی، ماهیت پژوهش و موضوعی اعمال شد. ازنظر زمانی، بازه مشخصی برای انتشار مقالات داخلی و خارجی در نظر گرفته شد تا مطالعات جدید و مرتبط بررسی شوند. ازنظر مکانی، جست‌وجو در پایگاه‌های داده و بانک‌های اطلاعاتی معتبر داخلی و بین‌المللی انجام گرفت تا پوشش جامعی از پژوهش‌های موجود حاصل شود. همچنین، ازحیث ماهیت پژوهش، انواع مطالعات شامل پژوهش‌های سنتز، مروری، کیفی و کمّی مورد توجه قرار گرفت تا شواهد متنوع و معتبر گردآوری شود. در بُعد موضوعی نیز مجموعه‌ای از کلمات کلیدی مرتبط با پذیرش هوش مصنوعی در آموزش تعیین شد و جست‌وجو براساس آن‌ها انجام پذیرفت.

پس‌از انجام جست‌وجوی اولیه و گردآوری مقالات، فرایند غربالگری در دو مرحله صورت گرفت. در مرحله نخست (غربالگری درشت)، عناوین و چکیده مقالات بررسی شد تا موارد تکراری یا نامرتبط حذف شوند. در مرحله دوم (غربالگری ریز)، متن کامل مقالات باقی‌مانده مطالعه شد تا میزان انطباق آن‌ها با معیارهای ورود به پژوهش به‌طور دقیق ارزیابی شود. این فرایند بر اساس چهارچوب استاندارد مدل پریزما انجام گرفت که مراحل شناسایی، غربالگری، ارزیابی صلاحیت و انتخاب نهایی مطالعات را به‌صورت شفاف و نظام‌مند هدایت می‌کند.

در نهایت، پس‌از طی تمامی مراحل شناسایی و پالایش، تعداد ۲۲ مقاله واجد شرایط انتخاب شد. این مقالات ازنظر کیفیت علمی مورد ارزیابی قرار گرفتند و سپس به‌صورت عمیق تحلیل و واکاوی شدند تا عوامل کلیدی مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در حوزه آموزش استخراج و تبیین شود.

۳. فهرست ۲۷ مقوله‌ای جهت بررسی کیفیت مقالات شناسایی‌شده در مورد عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش: میزان انطباق کلی کیفیت مقالات مورد بررسی با معیارهای گزارش فهرست ٦٤٪ برآورد شد. بیشترین کمبودهای کیفیت در گزارش بخش روش مقالات به میزان ٥٤٪ تخمین زده شد. مشخص‌ترین نقصان گزارش‌های مطالعات مرور نظام‌مند مورد بررسی مربوط به خطاهای موجود در مطالعات اولیه و خطاهای حاصل از ترکیب نتایج این مطالعات و عدم اشاره به سوگیری‌ها بوده است. بیشترین تعداد مقالات یافت‌شده مربوط به بازه زمانی سال‌های ۱۳۹۸ تا ۱٤۰۲ بوده است که٦٨/٢ درصد از کل مقالات را شامل می‌شود. همچنین، در بازه زمانی ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۳ نیز ٦٤/٧ درصد از مقالات منتشر شده‌اند که نشان‌دهنده تمرکز عمده پژوهش‌ها در سال‌های اخیر است. ازنظر حوزه موضوعی، ٤٢/٥ درصد از مقالات درزمینهٔ هوش مصنوعی و ۳۳/۱ درصد در حوزه فناوری اطلاعات انجام شده‌اند که بیانگر سهم قابل توجه این دو حوزه در مطالعات بررسی‌شده است. درمجموع، از کل مقالات مورد بررسی، ۳۳/۳ درصد به پژوهش‌های داخلی و ٦٦/٧ درصد به پژوهش‌های خارجی اختصاص داشته است؛ بنابراین، بخش عمده منابع مورد استفاده را مقالات خارجی تشکیل می‌دهند.

در جدول ۳ فهرست ۲۷ مقوله‌ای مدل پریزما جهت بررسی کیفیت مقالات منتخب آورده شده است. گفتنی است که درصدهای ذکرشده در جدول، مطابق با ملاک‌های فراترکیب با مدل پریزما، محاسبه شده‌اند. در این روش معمولاً دو نوع درصد رایج گزارش می‌شود: درصدهای مقوله‌ای (بر پایه هر معیار پریزما) و درصدهای متعلق به دسته‌ها یا گروه‌های پژوهشی (سال، حوزه پژوهش، منبع داخلی/خارجی و غیره) (McInnes et al., 2018).

جدول ۳. فهرست بررسی کیفیت مقالات براساس مدل پریزما

بخش‌های گوناگون مقاله	مقوله‌ها	معیارها	قابل اجرا نیست	گزارش نشده است	گزارش شده است	درصد کیفیت	نتیجه
عنوان	۱	اشاره به مرور نظام‌مند، فراتحلیل و یا هر دو در عنوان	۰	۹	۱۳	۵۵/۰۹	تأیید
چکیده	۲	ارائه چکیده ساختارمند شامل جزئیات زمینه، اهداف، منابع داده‌ها، معیارهای ورود مطالعات با در نظر گرفتن مشخصات مشارکت‌کنندگان و مداخلات آن‌ها، روش ارزیابی و ترکیب مطالعات، نتایج، محدودیت‌ها، نتیجه‌گیری، کاربرد یافته‌ها و کد ثبت مطالعه	۰	۸	۱٤	٦۳/٦۳	تأیید
مقدمه	۳	توجیه لزوم اجرای مطالعه و مرور در اطلاعات موجود شناخته‌شده	۰	۱۰	۱۲	٥٤/٥٤	تأیید
	٤	ارائه یک جمله صریح و روشن از پرسش پژوهش با ذکر دقیق جزئیات پیکو[1](جمعیت هدف، مداخله، گروه مقایسه و نتیجه)	۰	۱۰	۱۲	٥٤/٥٤	تأیید
روش پژوهش	٥	در صورت وجود، ارائه پروتکل مرور و نشانی آن (برای مثال: نشانی سایت) و اطلاعات ثبت مطالعه نظیر کد ثبت	۰	۷	۱٥	٦۸/۱۸	تأیید
	٦	توصیف ویژگی‌های مطالعه (به‌عنوان مثال: پیکو و طول مدت مطالعه) و ویژگی‌هایی که به‌عنوان معیار ورود مطالعات در نظر گرفته شده‌اند (برای مثال: سال‌های مورد بررسی، زبان و وضعیت انتشار مطالعات)	۰	۸	۱٤	٦۳/٦۳	تأیید
	۷	توصیف تمام منابع اطلاعاتی مورد جست‌وجو (به‌عنوان مثال: پایگاه‌های اطلاعاتی با تاریخ جست‌وجو در آن‌ها، ارتباط با نویسندگان مطالعات به‌منظور شناسایی مطالعات بیشتر) و تاریخ و زمان آخرین جست‌وجو	۰	۷	۱٥	٦۸/۱۸	تأیید
	۸	شرح کامل راهبرد جست‌وجوی الکترونیکی برای حداقل یک پایگاه اطلاعاتی (شامل هرگونه محدودیت استفاده‌شده در جست‌وجو) به‌طوری که قابل تکرار و پیگیری باشد.	۰	۹	۱۳	۵۵/۰۹	تأیید

[1]. PICO (P = Population, I = Intervention, C = Comparison, O = Outcome)

بخش‌های گوناگون مقاله	مقوله‌ها	معیارها	قابل اجرا نیست	گزارش نشده است	گزارش شده است	درصد کیفیت	نتیجه
	۹	ذکر فرایند انتخاب مطالعات (یعنی شرایط ورود مطالعات به مرور نظام‌مند و در صورت امکان به فراتحلیل)	۰	۸	۱۴	۶۳/۶۳	تأیید
	۱۰	توصیف روش استخراج داده‌ها از مطالعات (به‌عنوان مثال: استفاده از فرم‌های جمع‌آوری داده، انجام پیش‌مطالعه برای ارزیابی فرم‌ها، استخراج داده‌ها در دو نسخه به‌طور مستقل از هم) و هرگونه فرایندی برای به‌دست آوردن و تأیید داده‌ها از پژوهشگران	۰	۶	۱۶	۷۲/۷۲	تأیید
	۱۱	ارایه فهرست و تعریف کلیه متغیرهای مورد استفاده در استخراج داده‌ها (به‌عنوان مثال: پیکو و منابع مالی) و تمام فرضیات و ساده‌سازی‌های در نظر گرفته‌شده	۰	۷	۱۵	۶۸/۱۸	تأیید
	۱۲	توصیف روش‌های مورد استفاده برای ارزیابی خطر سوگیری‌های موجود در مطالعات مورد بررسی (ازجمله خصوصیات سوگیری‌های رخ‌داد در مطالعه یا سطح پیامد)، و این که این اطلاعات چگونه در ترکیب داده‌ها استفاده می‌شوند.	۰	۹	۱۳	۵۵/۰۹	تأیید
	۱۳	ذکر شاخص‌های اصلی سنجش‌شده در هر مطالعه (به‌عنوان مثال: نسبت خطر، تفاوت میانگین‌ها)	۰	۶	۱۶	۷۲/۷۲	تأیید
	۱۴	توصیف روش آماده‌سازی داده‌ها و ترکیب نتایج مطالعات و در صورت انجام، روش تعیین میزان توافق مطالعات اولیه (به‌عنوان مثال: I^2) در فراتحلیل	۰	۵	۱۷	۷۲/۷۲	تأیید
	۱۵	توصیف روش ارزیابی سوگیری‌هایی که ممکن است نتیجه تجمعی مطالعات را تحت‌تأثیر قرار دهند (به‌عنوان مثال: سوگیری در انتشار و گزارش انتخابی مطالعات)	۰	۹	۱۳	۵۵/۰۹	تأیید
	۱۶	توصیف تحلیل‌های جانبی (برای مثال: تحلیل حساسیت با تحلیل زیرگروه‌ها، متارگرسیون)؛ در صورت انجام نشان می‌دهند که ازپیش‌تعیین‌شده‌اند.	۰	۸	۱۴	۶۳/۶۳	تأیید

بخش‌های گوناگون مقاله	مقوله‌ها	معیارها	قابل اجرا نیست	گزارش نشده است	گزارش شده است	درصد کیفیت	نتیجه
یافته‌ها	۱۷	ذکر تعداد مطالعات اولیه و مطالعاتی که مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند، همراه با علل ریزش آن‌ها در فرایند انتخاب؛ ترجیحاً استفاده از نمودار.	۰	۷	۱۵	٦٨/١٨	تأیید
	۱۸	در گزارش مطالعات واردشده به مرحله استخراج داده، لازم است ویژگی‌های اصلی هر پژوهش به‌صورت شفاف و نظام‌مند ارائه شود تا امکان مقایسه و ارزیابی آن‌ها فراهم شود. این ویژگی‌ها شامل اطلاعات کتاب‌شناختی کامل (نام نویسندگان، سال انتشار، منبع و کشور محل انجام پژوهش)، حجم نمونه، چهارچوب پیکو شامل جمعیت مورد مطالعه، مداخله یا متغیر اصلی، مقایسه و پیامدهای مورد بررسی، و نیز طول مدت اجرای مطالعه است. ارائه این اطلاعات که معمولاً در قالب جدول خلاصه ویژگی‌های مطالعات تنظیم می‌شود، به افزایش شفافیت، قابلیت پیگیری منابع و تقویت اعتبار علمی پژوهش کمک می‌کند.	۰	٤	۱۸	٨١/٨١	تأیید
	۱۹	ذکر میزان خطر سوگیری‌های موجود در هر مطالعه و در صورت وجود، ذکر هرگونه ارزیابی سطح پیامد.	۰	۸	١٤	٦٣/٦٣	تأیید
	۲۰	برای تمامی پیامدها و برای هر مطالعه، گزارش الف) خلاصه داده‌های هر گروه مداخله، ب) تخمین شدت اثر و فاصله اطمینان.	۰	۷	۱۵	٦٨/١٨	تأیید
	۲۱	ذکر نتایج هر فراتحلیل انجام‌یافته شامل فاصله اطمینان و میزان توافق.	۰	۷	۱۵	٦٨/١٨	تأیید
	۲۲	ذکر نتایج ارزیابی خطر سوگیری‌های مجموع مطالعات.	۰	۸	١٤	٦٣/٦٣	تأیید
	۲۳	در صورت انجام، ارائه نتایج تحلیل‌های جانبی (برای مثال: تحلیل حساسیت یا تحلیل زیرگروه‌ها، متارگرسیون).	۰	٦	١٦	٧٢/٧٢	تأیید
بحث و نتیجه‌گیری	٢٤	خلاصه کردن یافته‌های مهم و کلیدی شامل قدرت شواهد برای هر پیامد اصلی؛ ارتباط این	۰	۳	۱۹	٨٦/٣٦	تأیید

بخش‌های گوناگون مقاله	مقوله‌ها	معیارها	قابل اجرا نیست	گزارش نشده است	گزارش شده است	درصد کیفیت	نتیجه
		یافته‌ها با گروه‌های کلیدی (به‌عنوان مثال: ارائه-دهندگان مراقبت‌های بهداشتی، کاربران و سیاست‌گذاران).					
	۲۵	بحث در مورد محدودیت‌های مطالعه و سطح پیامد (به‌عنوان مثال: میزان خطر سوگیری) و در سطح مرور (به‌عنوان مثال: بازبینی ناقص پژوهش‌های مشخص‌شده و گزارش سوگیری).	۰	٤	۱۸	۸۱/۸۱	تأیید
	۲٦	ارائه تفسیری کلی از نتایج و کاربرد در مطالعات آتی.	۰	۳	۱۹	۸٦/۳٦	تأیید
تامین بودجه	۲۷	معرفی منابع تامین بودجه و نقش آن‌ها در مطالعه حاضر.	۰	۹	۱۳	۵۵/۰۹	تأیید

با توجه به نتایج جدول ۳ در مورد کیفیت مقالات منتخب می‌توان گفت که تمام مقالات یا از کیفیت مناسب برخوردارند و یا از کیفیت بالا، چرا که درصد کیفیت برای هر مقوله یا بالاتر از ۷۵٪ است و یا بین ۵۰٪ تا ۷۵٪ و اگر درصد کیفیت کسب‌شده کمتر از ۵۰٪ بود می‌توانستیم بگوییم که کیفیت مقوله مورد نظر پایین است (McInnes et al., 2018).

در ادامه نیز نتایج ضریب کاپا برای توافق درخصوص مقالات توسط دو ارزیاب آورده شده است. لذا، با توجه به مقدار ضریب کاپای به‌دست‌آمده (۰/۵۷)، می‌توان نتیجه گرفت که نتیجه بررسی دو ارزیاب مناسب است.

واکاوی و سنتز (تجمیعی و ترکیبی): در مرحله نهایی پژوهش، پس‌از استخراج داده‌ها از مطالعات منتخب، فرایند سنتز با هدف یکپارچه‌سازی و تحلیل نظام‌مند یافته‌ها انجام شد. در این مرحله، مفاهیم، مؤلفه‌ها و نتایج به‌دست‌آمده از پژوهش‌های گوناگون با یکدیگر مقایسه، کدگذاری و دسته‌بندی شدند تا الگوهای مشترک و ابعاد اصلی شناسایی شوند. بر مبنای این بررسی‌های تحلیلی، شاخص‌های نهایی پژوهش از راه فراترکیب استخراج شدند که بیانگر جمع‌بندی ساختاریافته و منسجم شواهد علمی موجود در حوزه مورد مطالعه است. در مرحله دوم فاز کیفی (تکنیک دلفی)، از کاربرگ دلفی به‌عنوان ابزار گردآوری داده استفاده شد. خبرگان افزون‌بر امتیازدهی به شاخص‌ها، نظرات و پیشنهادهای خود را ارائه دادند و در صورت لزوم شاخص‌های جدیدی را به جدول اضافه کردند. روایی کاربرگ دلفی با طراحی پرسش‌های ساده، واضح و مرتبط و محاسبه نسبت روایی محتوا[1]تأیید شد. همچنین، پایایی کاربرگ با روش‌های پایایی درونی و زمانی بررسی شد و نتایج نشان‌دهنده روا و پایا بودن ابزار در مرحله دلفی بود. این فرایندها تضمین‌کننده کیفیت و اعتبار داده‌های گردآوری‌شده در هر دو مرحله پژوهش بوده‌اند.

ب: بخش کمّی: برای گردآوری داده‌ها در بخش کمّی، از پرسش‌نامه‌های محقق‌ساخته استفاده شد که به‌منظور سنجش اعتبار درونی (براساس شاخص‌های شناسایی‌شده در بخش کیفی) و اعتبار بیرونی الگو (برگرفته از الگوی نهایی) طراحی شده بودند. فرایند طراحی پرسش‌نامه اعتبار درونی شامل مرور سیستماتیک ادبیات پژوهشی مرتبط با پذیرش هوش مصنوعی در آموزش بر مبنای پروتکل پریزما بود. در این مرحله، از میان مقالات شناسایی‌شده، ۲۲ مقاله پس‌از غربالگری نهایی انتخاب و با

[1]. Content Validity Ratio (CVR)

استفاده از روش تحلیل مضمون بررسی شدند. از عوامل شناسایی‌شده از این تحلیل به‌عنوان مبنای طراحی پرسش‌های کاربرگ دلفی استفاده شد و پس‌از چهار مرحله اجماع نظر خبرگان، شاخص‌ها، مؤلفه‌ها و ابعاد نهایی و بومی‌سازی شدند.

پرسش‌نامه نهایی شامل ۷۳ گویه با طیف لیکرت (*خیلی زیاد* = ۵، *زیاد* = ٤، *متوسط* = ۳، *کم* = ۲ و *خیلی کم* = ۱) بود که به شناسایی عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش می‌پرداخت. این پرسش‌نامه دارای چهار بُعد اصلی شامل: فردی (۲۱ گویه)، سازمانی (۱۷ گویه)، فناورانه (۱۸ گویه) و آموزشی (۱۷ گویه) بود. روایی محتوایی پرسش‌نامه با استفاده از فرم‌های لاوشه[1]و محاسبه نسبت روایی محتوا و شاخص روایی محتوا توسط ده نفر از خبرگان ارزیابی شد. در این فرایند، پرسش‌های اضافی شناسایی و اصلاحات لازم پیش‌از توزیع پرسش‌نامه انجام گرفت. همچنین، برای سنجش روایی سازه، از دو نوع روایی هم‌گرا و واگرا (Lawshe, 1975) با استفاده از نرم‌افزار Smart PLS 3 بهره گرفته شد.

پایایی پرسش‌نامه نیز با استفاده از ضریب آلفای کرونباخ، پایایی ترکیبی[2]و اومگای مک‌دونالد محاسبه شد. مقادیر این ضرایب برای تمامی متغیرهای پرسش‌نامه بالاتر از ۰/۷ بود که نشان‌دهنده پایایی مناسب ابزار اندازه‌گیری است (Ravinder & Saraswathi, 2020). اطلاعات کامل مربوط به ضرایب روایی و پایایی پرسش‌نامه اصلی در جدول ٤ ارائه شده است. این نتایج نشان‌دهنده روایی و پایایی بالای ابزار پژوهش برای شناسایی عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش است.

جدول ٤. نتایج محاسبه روایی و پایایی پرسش‌نامه اصلی پژوهش

ابعاد	آلفای کرونباخ α	پایایی ترکیبی CR	امگای مک‌دونالد ω	میانگین واریانس استخراج‌شده AVE	بیشینه مجذور مشترک MSV	میانگین مجذور واریانس مشترک ASV	نسبت ناهم‌سازه به هم‌سازه HTMT
فردی	۰/۷٦	۰/۸۱	۰/۸۵	۰/۵۷	۰/٤۷	۰/۲٦	۰/٦۹
سازمانی	۰/۷۹	۰/۸٤	۰/۸۳	۰/۵٤	۰/٤۵	۰/۲٤	۰/٦٦
فناورانه	۰/۷٤	۰/۸٦	۰/۸٤	۰/۵۹	۰/٤۲	۰/۲۷	۰/٦۸
آموزشی	۰/۷۱	۰/۸۳	۰/۸۱	۰/۵٦	۰/٤۱	۰/۳۰	۰/۷۰

یافته‌های جدول ٤ نشان می‌دهند که مقادیر میانگین واریانس استخراج‌شده[3]برای چهار بُعد مورد بررسی، به‌طور قابل توجهی بالاتر از ۰/۵ است. این موضوع نشان‌دهنده آن است که بیش از نیمی از واریانس هر بُعد توسط گویه‌های مربوط به آن توضیح داده می‌شود که تأییدکننده روایی هم‌گراست. همچنین، با توجه به معیار فورنل–لارکر که بیان می‌کند مقدار میانگین واریانس استخراج‌شده هر سازه باید بیشتر از مجذور همبستگی آن با سایر سازه‌ها باشد، نتایج نشان می‌دهند که ابعاد پژوهش به‌خوبی از یکدیگر متمایز بوده و فاقد تداخل هستند؛ بنابراین، روایی واگرا براساس معیار فورنل–لارکر تأیید می‌شود (Fornell & Larcker, 1981). افزون‌بر این، بررسی مقادیر شاخص بیشینه مجذور مشترک[4]و شاخص میانگین مجذور واریانس مشترک[5] نشان داد که این مقادیر به‌طور مؤثری کمتر از مقادیر میانگین واریانس استخراج‌شده در هر بُعد هستند، که به‌وضوح بیانگر استقلال و تمایز هر بُعد است (Hair et al., 2010). به‌طور خاص، هنگامی که شاخص بیشینه مجذور مشترک هر بُعد کمتر از

1. Lawshe
2. Composite Reliability (CR)
3. Average Variance Extracted (AVE)
4. Maximum Shared Squared Variance (MSV)
5. Average Shared Square Variance (ASV)

میانگین واریانس استخراج‌شده آن باشد، مشخص می‌شود که واریانس اختصاصی هر بُعد بیشتر از واریانس مشترک آن با دیگر ابعاد است. همچنین، مقادیر پایین شاخص میانگین مجذور واریانس مشترک در مقایسه با میانگین واریانس استخراج‌شده تأیید می‌کنند که میانگین واریانس مشترک هر بُعد با سایر ابعاد در سطح پایینی قرار دارد. این یافته‌ها نشان‌دهنده استقلال ابعاد پژوهش و دقت بالای ابزار اندازه‌گیری است زیرا هر بُعد ویژگی‌های خاص خود را به‌صورت مستقل توضیح می‌دهد. افزون‌بر این، نتایج بررسی بارهای متقاطع[1] نشان دادند که هر بُعد پرسش‌نامه به‌طور دقیق توسط شاخص‌های مربوط به سازه خود اندازه‌گیری می‌شود و هیچ تداخلی میان ابعاد وجود ندارد. این امر تأییدکننده روایی واگرا و نمایانگر کیفیت بالای ابزار اندازه‌گیری در تمایز ابعاد و شاخص‌های مرتبط است.

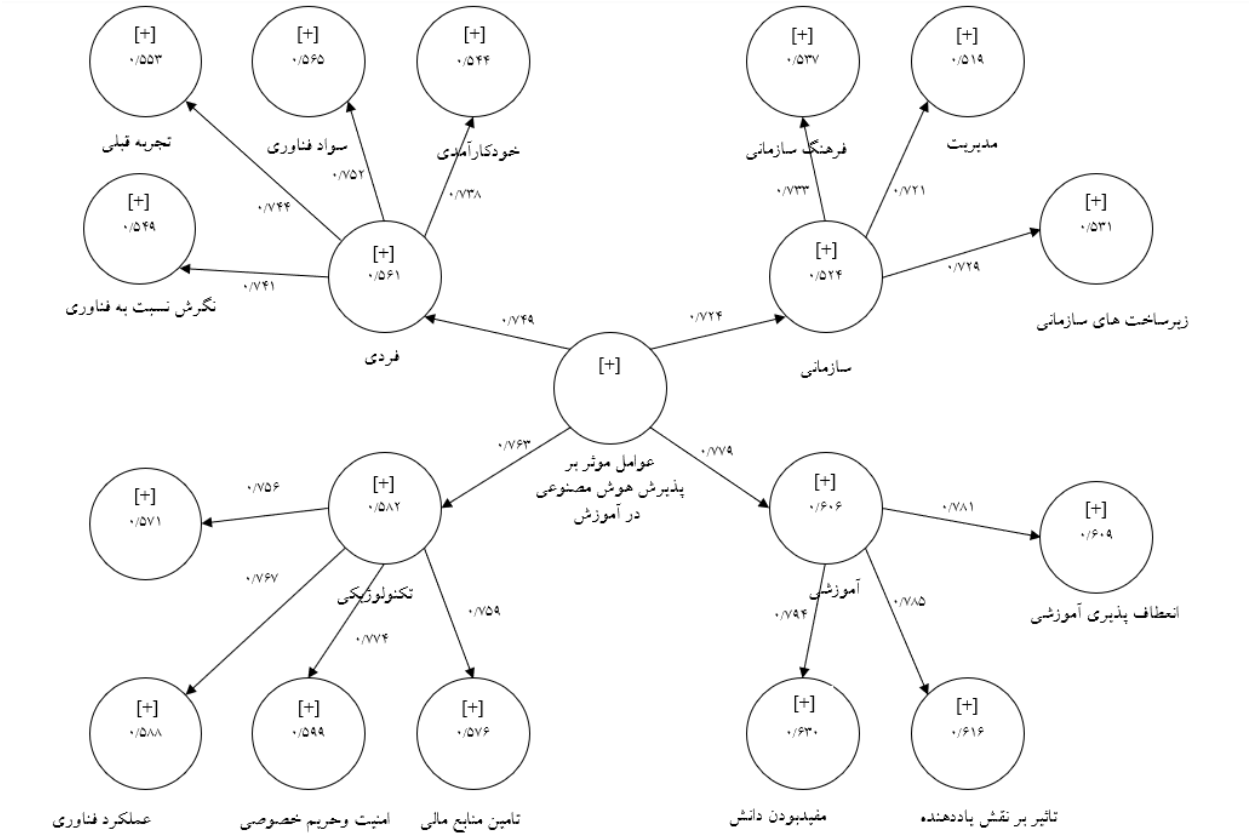
روش تجزیه‌وتحلیل داده‌ها: در بخش کیفی به‌منظور شناسایی عوامل موثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش از روش تحلیل مضمون با نرم‌افزار MAXQDA سال ۲۰۱۸ استفاده شد. بدین‌صورت که مضامین و الگوهای مشترک از متون مقالات انتخاب‌شده و همچنین، پرسش‌های باز کاربرگ دلفی شناسایی و تجزیه‌وتحلیل شدند. در بخش کمّی از روش‌های آمار توصیفی (میانگین، انحراف معیار، چولگی و کشیدگی) با نرم‌افزار SPSS-27 و استنباطی (آزمون تحلیل عاملی تأییدی و مدل‌یابی معادلات ساختاری) با نرم‌افزار SmartPLS-V3 استفاده شد که در ادامه به آن‌ها پرداخته می‌شود.

یافته‌ها

در بخش کمّی پژوهش تحلیل عاملی تأییدی و مدل‌سازی معادلات ساختاری مورد استفاده قرار گرفت، اما پیش‌از آن، مفروضه‌های آماری مربوطه بررسی شدند. در بررسی مفروضه استقلال مشاهدات، به این معنا که داده‌های جمع‌آوری‌شده از پاسخ‌دهندگان باید مستقل از یکدیگر باشند، با توجه به نوع طراحی پرسش‌نامه و گردآوری داده‌ها از پاسخ‌دهندگان (گویه‌های پرسش‌نامه به‌گونه‌ای تنظیم شدند که پاسخ‌دهندگان نظرات و تجربیات خود را به‌طور جداگانه بیان کنند)، فرض استقلال مشاهدات به‌خوبی رعایت شده بود؛ چراکه پاسخ‌دهندگان بخش کمّی به‌طور مستقل به پرسش‌ها پاسخ داده و هیچ تأثیری بر یکدیگر نداشته‌اند. در بررسی مفروضه نبود مقادیر پرت، معیار نمره استاندارد Z برای شناسایی مقادیر غیرعادی به کار گرفته شد. با توجه به اینکه قدر مطلق مقادیر Z متغیرها در بازه ۱/۲۳ تا ۱/۹٤ به دست آمدند که بیشتر از ۳ ± نبودند بنابراین مفروضه نبود مقادیر پرت در داده‌های این پژوهش تأیید شد. در بررسی مفروضه نرمال بودن توزیع نمرات از شاخص‌های چولگی و کشیدگی استفاده شد. براساس نتایج به‌دست‌آمده، قدر مطلق مقادیر چولگی از ۰/۲۵ تا ۰/۵۱ و قدر مطلق مقادیر کشیدگی از ۰/۱٦ تا ۰/٤۱ بودند که همگی در محدوده ۲ ± قرار دارند. بنابراین، می‌توان گفت که توزیع نمرات انحرافی معنی‌دار از وضعیت نرمال نداشتند. مفروضه نبود همخطی چندگانه با استفاده از شاخص‌های تحمل[2] و عامل تورم واریانس[3] مورد بررسی قرار گرفت. یافته‌ها نشان دادند که مقدار شاخص تحمل از ۰/۷۷ تا ۰/۸۵ و مقدار شاخص عامل تورم واریانس از ۱/۲۰ تا ۱/۳۰ بود. ازآنجایی‌که مقادیر شاخص تحمل بیشتر از ۰/٤۰ و مقادیر شاخص تورم واریانس کمتر از ۱۰ بود، بنابراین مفروضه نبود هم‌خطی نیز برقرار بود. بدین‌ترتیب بعداز اطمینان از برقراری مفروضه‌های مربوطه به استفاده از آمار پارامتری، در ادامه تحلیل عاملی تاییدی با استفاده از نرم‌افزار SmartPLS صورت گرفت که نتایج آن در شکل ۱ آورده شده است.

---

[1]. cross loadings
[2]. tolerance
[3]. Variance Inflation Factor (Vif)



شکل ۱. نمایش نموداری بارهای عاملی در مدل اندازه‌گیری عوامل موثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش

براساس شکل۱، مدل اندازه‌گیری عوامل موثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش شامل ابعاد فردی، سازمانی، آموزشی و فناورانه است که به‌ترتیب دارای بارهای عاملی ۰/۷۴۹، ۰/۷۲٤، ۰/۷۷۹ و ۰/۷٦۳ بودند. این بارهای عاملی نشان‌دهنده میزان ارتباط قوی با سازه اصلی است. همچنین، بُعد آموزشی دارای بیشترین بار عاملی و بُعد سازمانی دارای کمترین بار عاملی است. در این راستا، شاخص‌های اصلی مدل (Purwanto & Sudargini, 2021) به این شرح است:

۱. ضریب تعیین: این شاخص برای متغیرهای وابسته، مقدار تأثیر متغیرهای مستقل را نشان می‌دهد. مقادیر R^2 برای ابعاد فردی (۰/٥٦۱)، سازمانی (۰/٥۲٤)، آموزشی (۰/٦۰٦) و فناورانه (۰/٥۸۲) در سطح متوسط تا قوی قرار دارند.
۲. شاخص اشتراک[1]: مقدار شاخص اشتراک (۰/٥۸) نشان‌دهنده تبیین مطلوب تغییرپذیری شاخص‌ها توسط سازه‌های مرتبط است و روایی هم‌گرای مدل را تأیید می‌کند.
۳. معیار نیکویی برازش: مقدار GoF برای کل مدل برابر با ۰/٥۷٤ به دست آمد که بزرگ‌تر از مقدار ملاک (۰/۳٦) است و برازش مناسب مدل را نشان می‌دهد.
٤. شاخص ارتباط پیش‌بین: مقدار Q^2 (۰/۲۲۹) بیانگر قدرت پیش‌بینی مطلوب مدل برای متغیرهای وابسته است.

[1]. communality

۵. شاخص تناسب غیرهنجاردار :مقدار NFI (۱/۰۸۹) نشان‌دهنده تناسب مطلوب مدل با داده‌هاست زیرا این شاخص باید بزرگ‌تر از ۰/۹ باشد.

همچنین، تمامی بارهای عاملی متغیرهای آشکار[1]بیشتر از ۰/٤ و معنی‌دار بودند ($p <$ ۰/۰۰۱) که نشان‌دهنده روایی مطلوب سازه‌های مدل است. براساس این یافته‌ها می‌توان نتیجه گرفت که مدل آزمون‌شده از برازش مناسب و قابلیت پیش‌بینی مطلوب برخوردار بوده و اعتبار آن برای تحلیل عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش تأیید می‌شود. بار عاملی به‌عنوان یک معیار در تحلیل عاملی تأییدی، نشان‌دهنده میزان همبستگی بین یک متغیر آشکار و یک متغیر مکنون[2](عامل) است. به بیان دیگر، بار عاملی نشان می‌دهد که چقدر از تغییرات یک متغیر آشکار توسط یک متغیر مکنون توضیح داده می‌شود. بارهای عاملی بالاتر نشان‌دهنده تأثیر بیشتر متغیر مکنون بر متغیر آشکار هستند. بنابراین، برای اولویت‌بندی مولفه‌ها، می‌توان از بارهای عاملی استفاده کرد تا تعیین شود که کدام مولفه‌ها بیشترین تأثیر را دارند و باید در تحلیل‌های بعدی بیشتر مورد توجه قرار گیرند (Hair et al., 2010).

ازسوی‌دیگر، از شاخص میانگین واریانس استخراج‌شده به‌عنوان معیاری برای ارزیابی میزان واریانس تبیین‌شده توسط متغیرهای آشکار در یک بُعد خاص استفاده می‌شود. میانگین واریانس استخراج شده به‌طور خاص محاسبه می‌شود تا نشان دهد که چه مقدار از واریانس متغیرهای آشکار به‌وسیلهٔ متغیر مکنون (عامل/ بُعد) توضیح داده می‌شود. ارزش میانگین واریانس استخراج‌شده بالاتر از ۰/۵ به‌طور کلی نشان‌دهنده این است که متغیر مکنون بیش از نیمی از واریانس متغیرهای آشکار را توضیح می‌دهد، که نشان‌دهنده روایی و کیفیت بُعد مورد نظر است (Fornell & Larcker, 1981; Ishak et al., 2021).

بنابراین، در این پژوهش، برای اولویت‌بندی مولفه‌ها از بارهای عاملی استفاده شد تا مشخص شود کدام مولفه‌ها بیشترین تأثیر را دارند، و برای اولویت‌بندی ابعاد نیز از شاخص میانگین واریانس استخراج‌شده بهره‌برداری شد تا ارزیابی شود که کدام ابعاد به‌طور مؤثرتر واریانس متغیرهای آشکار را توضیح می‌دهند. این دو معیار به پژوهشگران کمک می‌کند تا تصمیمات بهتری درزمینهٔ تحلیل داده‌ها و طراحی مدل‌های آماری اتخاذ کنند. نتایج این تحلیل‌ها در جدول ۵ آورده شده است.

جدول ۵. اولویت‌بندی عوامل موثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش

ابعاد	میانگین واریانس استخراج‌شده (AVE)	اولویت	شاخص	بار عاملی	اولویت
فردی	۰/۵٦	۳	نگرش نسبت به فناوری	۰/۷٤۱	۱۰
			تجربه قبلی	۰/۷٤٤	۹
			سواد فناوری	۰/۷۵۲	۸
			خودکارآمدی	۰/۷۳۸	۱۱
سازمانی	۰/۵۲	٤	فرهنگ سازمانی	۰/۷۳۳	۱۲
			مدیریت	۰/۷۲۱	۱٤

[1]. manifest variable
[2]. latent variable

ابعاد	میانگین واریانس استخراج‌شده (AVE)	اولویت	شاخص	بار عاملی	اولویت
آموزشی	۰/٦۰	۲	زیرساخت‌های سازمانی	۰/۷۲۹	۱۳
			انعطاف‌پذیری آموزشی	۰/۷۸۱	۳
			تاثیر بر نقش یاددهنده	۰/۷۸۵	۲
			مفیدبودن دانش	۰/۷۹٤	۱
فناورانه	۰/٦۳	۱	تامین منابع مالی	۰/۷۵۹	٦
			امنیت و حریم خصوصی	۰/۷۷٤	٤
			عملکرد فناوری	۰/۷٦۷	۵
			سهولت استفاده	۰/۷۵٦	۷

براساس شاخص میانگین واریانس استخراج‌شده (جدول ۵)، چهار بُعد کلیدی در پذیرش هوش مصنوعی در آموزش ارزیابی شده‌اند که به‌ترتیب اولویت و تبیین مقدار میانگین واریانس استخراج‌شده عبارت‌اند از: بُعد فناورانه با میانگین واریانس استخراج‌شده برابر با ۰/٦۳ که بالاترین اولویت را دارد، درحالی‌که بُعد سازمانی با میانگین واریانس استخراج‌شده برابر با ۰/۵۲ کمترین اولویت را به خود اختصاص داده است. بر این اساس، چهار بُعد فردی، سازمانی، آموزشی و فناورانه به‌طور هم‌زمان مدّ نظر بوده و دامنه تأثیری نسبتاً متفاوت در پذیرش هوش مصنوعی دارند. همچنین، شاخص‌های بار عاملی مربوط به هر بُعد نشان می‌دهند که از دیدگاه ساختاری، زمینه‌های کلیدی هر بُعد چیست. در این راستا، برای بُعد فناورانه، شاخص‌های امنیت و حریم خصوصی با بار عاملی ۰/۷۷٤، عملکرد فناوری با بار عاملی ۰/۷٦۷، تامین منابع مالی با بار عاملی ۰/۷۵۹ و سهولت استفاده با بار عاملی ۰/۷۵٦ نقشی مهم در اعتمادسازی و پذیرش فناوری ایفا می‌کنند؛ برای بُعد آموزشی، مفید بودن دانش با بار عاملی ۰/۷۹٤ و تاثیر بر نقش یاددهنده با بار عاملی ۰/۷۸۵ از اهمیت بالایی برخوردارند؛ برای بُعد فردی، سواد فناوری با بار عاملی ۰/۷۵۲ و تجربه قبلی با بار عاملی ۰/۷٤٤ به‌عنوان شاخص‌های کلیدی معرفی می‌شوند؛ و برای بُعد سازمانی، فرهنگ سازمانی با بار عاملی ۰/۷۳۳ و زیرساخت‌های سازمانی با بار عاملی ۰/۷۲۹ نقش برجسته‌ای در فراهم‌سازی بستر پذیرش ایفا می‌کنند. نتیجه کلی این یافته‌ها نشان می‌دهد که تبیین و تقویت هم‌زمان ابعاد فناورانه، آموزشی، فردی و سازمانی می‌تواند به پذیرش موفق هوش مصنوعی در نظام آموزشی کمک کند.

بحث و نتیجه‌گیری

هدف این پژوهش شناسایی و رتبه‌بندی عوامل موثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش است. یافته‌های پژوهش نشان دادند که مؤلفه‌های بُعد آموزشی در بالاترین اولویت قرار گرفته‌اند. به‌گونه‌ای که «مفیدبودن دانش» رتبه نخست، «تأثیر بر نقش یاددهنده» رتبه دوم و «انعطاف‌پذیری آموزشی» رتبه سوم را به خود اختصاص داده‌اند. این یافته بیانگر آن است که ادراک کارآمدی آموزشی و تحول در نقش‌های تدریس، اساسی‌ترین عوامل در پذیرش هوش مصنوعی در آموزش محسوب می‌شوند و کاربران بیش از هر چیز به پیامدهای آموزشی و ارزش افزوده یادگیری توجه دارند.

در بُعد فناورانه، شاخص‌های «امنیت و حریم خصوصی» (رتبه ٤)، «عملکرد فناوری» (رتبه ٥)، «تأمین منابع مالی» (رتبه ٦) و «سهولت استفاده» (رتبه ٧) در جایگاه‌های بعدی قرار گرفته‌اند. این امر نشان می‌دهد پس‌از ملاحظات آموزشی، کیفیت عملکرد سیستم، اعتمادپذیری و زیرساخت‌های مالی و فنی از اهمیت بالایی برخوردارند و نقشی تعیین‌کننده در تقویت پذیرش ایفا می‌کنند. در مقابل، شاخص‌های بُعد فردی در رتبه‌های میانی تا پایین قرار گرفته‌اند؛ به‌طوری‌که «سواد فناوری» رتبه ٨، «تجربه قبلی» رتبه ٩، «نگرش نسبت به فناوری» رتبه ١٠ و «خودکارآمدی» رتبه ١١ را کسب کرده‌اند. این نتایج حاکی از آن است که اگرچه ویژگی‌های فردی در پذیرش هوش مصنوعی مؤثرند، اما در مقایسه با ابعاد آموزشی و فناورانه از اولویت کمتری برخوردارند.

در نهایت، بُعد سازمانی پایین‌ترین اولویت‌ها را به خود اختصاص داده است؛ «فرهنگ سازمانی» در رتبه ١٢، «زیرساخت‌های سازمانی» در رتبه ١٣ و «مدیریت» در رتبه ١٤ قرار گرفته‌اند. این الگو نشان می‌دهد که از دیدگاه خبرگان، عوامل ساختاری و مدیریتی در مقایسه با کارکردهای آموزشی و ویژگی‌های فنی، تأثیر کمتری در پذیرش هوش مصنوعی در آموزش دارند، هرچند همچنان به‌عنوان پیش‌نیازهای پشتیبان مطرح هستند.

افزون‌بر این‌ها، یافته‌های پژوهش نشان دادند که بُعد فردی شامل نگرش نسبت به فناوری، تجربه قبلی، سواد فناوری و خودکارآمدی، نقش اساسی در پذیرش هوش مصنوعی در آموزش ایفا می‌کند. این نتایج با پژوهش‌های پیشین هم‌سو است زیرا مطالعات Alzahrani (2023) و Al Darayseh (2023) سواد فناوری را قوی‌ترین پیش‌بین پذیرش معرفی کرده‌اند و پژوهش Alnaqbi and Yassin (2021) نیز بر نقش تجربه قبلی، نگرش نسبت به فناوری و خودکارآمدی تأکید داشته‌اند. هم‌سویی نتایج را می‌توان در چهارچوب مدل‌های پذیرش فناوری تبیین کرد؛ چراکه این مدل‌ها متغیرهای شناختی و نگرشی را پیش‌نیاز شکل‌گیری قصد رفتاری می‌دانند. بنابراین، ازآنجاکه هوش مصنوعی فناوری‌ای نسبتاً نو و پیچیده است، آمادگی ذهنی و مهارتی کاربران نقش تعیین‌کننده‌تری در پذیرش آن دارد. در نتیجه، می‌توان چنین استنباط کرد که تقویت نگرش مثبت، ارتقای سواد فناوری و افزایش خودکارآمدی از راه آموزش‌های هدفمند، راهبردی کلیدی برای توسعه پذیرش پایدار هوش مصنوعی در آموزش به شمار می‌رود.

یافته دیگر پژوهش دررابطه‌با بُعد سازمانی نشان داد که فرهنگ سازمانی نوآور، حمایت و رهبری مدیریتی و وجود زیرساخت‌های مناسب، از عوامل اساسی در تسهیل پذیرش هوش مصنوعی هستند. به‌ویژه فرهنگ سازمانی و زیرساخت‌های سازمانی، بیشترین تأثیر را بر پذیرش هوش مصنوعی داشته‌اند. این نتایج با مطالعات Cukurova et al. (2023) و Bakhadirov and Alasgarova (2024) درخصوص نقش فرهنگ سازمانی نوآور و نیز با پژوهش Chege and Kihara (2025) درباره اهمیت رهبری مدیریتی هم‌خوانی دارد. همچنین، یافته‌های مربوط به زیرساخت‌ها با نتایج Asadzadeh et al. (2021) هم‌سوست که محدودیت‌های فنی را از موانع اصلی پذیرش فناوری‌های نوین معرفی کرده‌اند. دلیل این هم‌سویی را می‌توان در ماهیت نهادی پذیرش فناوری جست‌وجو کرد؛ زیرا ادغام فناوری در محیط‌های آموزشی نه‌تنها تصمیمی فردی، بلکه فرایندی سازمانی و ساختاری است. ازاین‌رو، حتی در صورت نگرش مثبت کاربران، نبود حمایت مدیریتی یا زیرساخت مناسب می‌تواند به استفاده سطحی یا مقطعی منجر شود. بر این اساس، نتایج این پژوهش نشان می‌دهند که ایجاد هم‌راستایی میان سیاست‌ها، منابع و فرهنگ سازمانی، پیش‌شرط نهادینه‌سازی مؤثر هوش مصنوعی در نظام آموزشی است.

در بُعد فناورانه، یافته‌ها نشان دادند عملکرد فناوری و سهولت استفاده، از عوامل تعیین‌کننده پذیرش هوش مصنوعی در آموزش هستند؛ به‌گونه‌ای که عملکرد قابل اعتماد و دقت سیستم بیشترین تأثیر را بر اعتماد و استفاده پایدار کاربران داشته است. این نتایج با پژوهش Ma and Lei (2024) درزمینهٔ اهمیت سهولت استفاده و با پژوهش Nazaretsky et al. (2022) درباره نقش عملکرد فناوری همخوانی دارد. افزون‌بر این، تأکید بر امنیت و حریم خصوصی با یافته‌های Maarofi et al. (2024) هم‌سوست که نگرانی‌های

امنیتی را از چالش‌های اصلی ادغام هوش مصنوعی در آموزش عالی معرفی کرده‌اند. این هم‌سویی را می‌توان با ارجاع به مدل‌های پذیرش فناوری توضیح داد؛ زیرا ادراک از سهولت استفاده و سودمندی، نگرش و قصد رفتاری کاربران را شکل می‌دهد و در عین حال، نبود امنیت داده‌ها می‌تواند اعتماد را تضعیف کند. بنابراین، حتی اگر کاربران نگرش مثبتی داشته باشند، پیچیدگی سیستم یا نگرانی‌های امنیتی می‌تواند مانع پذیرش شود. در نتیجه، طراحی کاربرمحور، تضمین عملکرد دقیق و ایجاد سازوکارهای امنیتی شفاف، از الزامات اساسی برای گسترش پذیرش هوش مصنوعی در آموزش به شمار می‌رود.

یافته‌های بُعد آموزشی نشان داد که مفید بودن در آموزش، تأثیر بر نقش یاددهنده و انعطاف‌پذیری آموزشی، نقشی مهم در پذیرش هوش مصنوعی دارند. این نتایج با پژوهش‌های Or (2025) و Rahiman and Kodikal (2024) درزمینهٔ ارتقای کیفیت یادگیری و نیز با مطالعه Rabiatu and Shehu (2024) درباره تغییر نقش معلم هم‌سوست. همچنین، تأکید بر انعطاف‌پذیری آموزشی با یافته‌های Zualkernan (2025) هم‌خوانی دارد که شخصی‌سازی یادگیری را از مزیت‌های کلیدی هوش مصنوعی معرفی کرده‌اند. دلیل این هم‌سویی آن است که کاربران زمانی فناوری را می‌پذیرند که ارزش افزوده آموزشی آن را به‌طور ملموس درک کنند؛ بدین معنا که اگر فناوری به بهبود نتایج تحصیلی، کاهش بار کاری و افزایش کیفیت تعاملات آموزشی منجر شود، پذیرش آن تقویت خواهد شد. ازاین‌رو، می‌توان تبیین کرد که پذیرش هوش مصنوعی در آموزش صرفاً به ویژگی‌های فنی آن وابسته نیست بلکه به میزان تأثیر آن بر بهبود واقعی فرایند یاددهی - یادگیری وابسته است. در نتیجه، برجسته‌سازی منافع آموزشی و ارائه نمونه‌های موفق کاربردی می‌تواند به توسعه نگرش مثبت و پذیرش گسترده‌تر این فناوری کمک کند. یافته‌های پژوهش نشان می‌دهند که پذیرش هوش مصنوعی در آموزش پدیده‌ای چندبُعدی و تعاملی است؛ به‌طوری‌که عوامل فردی، سازمانی، فناورانه و آموزشی به‌صورت هم‌زمان و مکمل بر یکدیگر اثر می‌گذارند و تقویت هریک بدون توجه به سایر ابعاد، نمی‌تواند به ادغام پایدار و اثربخش این فناوری در نظام آموزشی منجر شود.

این پژوهش با مجموعه‌ای از محدودیت‌های روش‌شناختی و اجرایی مواجه بوده است که می‌تواند بر میزان تعمیم‌پذیری و انسجام نتایج اثرگذار باشد. به‌کارگیری رویکرد آمیخته متوالی، باوجود فراهم ساختن امکان تحلیل جامع‌تر پدیده، مستلزم هم‌گرایی دقیق میان یافته‌های کیفی و کمّی است و در این راستا، احتمال عدم‌تبیین کامل برخی ابعاد موضوع و کاهش انسجام کلی نتایج وجود دارد. در بخش کیفی، استفاده از نمونه‌گیری هدفمند غیرتصادفی ممکن است دامنه تنوع دیدگاه‌های خبرگان را محدود کرده باشد و در بخش کمّی نیز تمرکز بر اعضای هیئت‌علمی علوم تربیتی دانشگاه‌های شهر تهران، قابلیت تعمیم یافته‌ها به سایر رشته‌ها و مناطق جغرافیایی را کاهش می‌دهد. ابزار اندازه‌گیری پژوهش، باوجود تأیید روایی و پایایی، به‌دلیل اتکا به یافته‌های مرحله کیفی، ممکن است تمامی ابعاد مرتبط با پذیرش هوش مصنوعی را به‌طور کامل پوشش نداده باشد. افزون‌بر این، طولانی بودن فرایند گردآوری داده‌ها و محدودیت‌های زمانی می‌تواند بر دقت و به‌روز بودن پاسخ‌ها تأثیر گذاشته باشد. همچنین، شرایط متغیر اجتماعی و اقتصادی در زمان اجرای پژوهش، داده‌ها را به یک مقطع زمانی خاص محدود ساخته و پایداری نتایج در طول زمان را با ابهام مواجه می‌کند. تمرکز صرف بر اساتید علوم تربیتی، بدون لحاظ تنوع ویژگی‌های جمعیت‌شناختی و بدون مشارکت سایر ذی‌نفعان آموزشی مانند دانشجویان و مدیران، دامنه تحلیل را به دیدگاهی خاص محدود کرده است. در نهایت، محدودیت جغرافیایی پژوهش به دانشگاه‌های تهران، که عموماً از زیرساخت‌های فناورانه مناسب‌تری برخوردارند، می‌تواند منجر به سوگیری در نتایج و عدم‌بازنمایی چالش‌های مناطق کمتر برخوردار شود؛ ازاین‌رو، این محدودیت‌ها درمجموع دامنه تعمیم و گستره کاربرد یافته‌ها را تاحدی کاهش می‌دهند.

گفتنی است که برای رفع محدودیت‌های این پژوهش و بهبود کیفیت و تعمیم‌پذیری نتایج در پژوهش‌های آینده، پیشنهاد می‌شود از رویکردهای ادغام‌یافته‌تر در روش‌شناسی آمیخته استفاده شود، به‌گونه‌ای که تحلیل داده‌های کیفی و کمّی به‌صورت هم‌زمان یا در

مراحل گوناگون با چهارچوب نظری قوی‌تر انجام گیرد و از مشاوران متخصص در این زمینه بهره گرفته شود. در بخش نمونه‌گیری، گسترش جامعه آماری به اساتید رشته‌های مرتبط، دانشگاه‌های سایر مناطق جغرافیایی و استفاده از روش‌های متنوع‌تری مانند نمونه‌گیری گلوله‌برفی می‌تواند تنوع دیدگاه‌ها را افزایش دهد. همچنین، بهبود ابزارهای اندازه‌گیری از راه مصاحبه‌های عمیق، گروه‌های کانونی و آزمون‌های پایلوت گسترده‌تر، همراه با طراحی پرسش‌نامه‌های چندبُعدی و ترکیب آن‌ها با روش‌های دیگر مانند مصاحبه‌های ساختاریافته، می‌تواند پوشش جامع‌تری از ابعاد پژوهش فراهم کند. برای کاهش محدودیت‌های زمانی، استفاده از ابزارهای دیجیتال، برنامه‌ریزی دقیق‌تر و بهره‌گیری از تیم‌های پژوهشی بزرگ‌تر توصیه می‌شود. همچنین، برای کاهش تأثیر شرایط خاص اجتماعی و اقتصادی، گردآوری داده‌ها در چند مقطع زمانی و تحلیل حساسیت نتایج براساس شرایط گوناگون پیشنهاد می‌شود. توجه به تنوع ویژگی‌های جمعیت‌شناختی پاسخ‌دهندگان از راه ثبت دقیق اطلاعاتی مانند سن، جنسیت و سابقه شغلی، به همراه استفاده از تحلیل‌های چندمتغیره، می‌تواند به نتایج دقیق‌تری منجر شود. افزون‌بر این، گنجاندن گروه‌های دیگر مرتبط با آموزش، نظیر دانشجویان، مدیران و کارکنان پشتیبانی، می‌تواند دیدگاه‌های جامع‌تری ارائه دهد. به‌منظور کاهش محدودیت‌های ناشی از محدودیت جغرافیایی، پیشنهاد می‌شود نمونه‌گیری در پژوهش‌های آینده به مناطق گوناگون کشور گسترش یابد و مطالعات تطبیقی میان این مناطق انجام شود. افزون‌بر این، برای بررسی تأثیر تفاوت در دسترسی به فناوری، بهره‌گیری از مطالعات بین‌منطقه‌ای، تحلیل‌های چندسطحی و طراحی ابزارهای پژوهشی که در مناطق دارای زیرساخت‌های ضعیف نیز کاربردی باشند، می‌تواند غنای علمی پژوهش را افزایش داده و تعمیم‌پذیری نتایج آن را تقویت کند.

براساس تحلیل چهار بُعد اصلی پذیرش هوش مصنوعی در آموزش - ابعاد فردی، سازمانی، فناورانه و آموزشی - می‌توان نتیجه گرفت که پذیرش و استفاده مؤثر از این فناوری در محیط‌های آموزشی یک فرایند چندبُعدی و تعاملی است که نمی‌توان آن را صرفاً به ویژگی‌ها یا انگیزه‌های فردی محدود کرد. یافته‌ها نشان می‌دهند که تحقق پذیرش پایدار و اثربخش هوش مصنوعی مستلزم هم‌زمانی آمادگی فردی، حمایت ساختاری سازمانی، قابلیت‌های فنی مناسب و طراحی آموزشی هدفمند است. این نتایج نکته مهمی را برجسته می‌سازند: حتی در شرایطی که معلمان و دانشجویان نگرش مثبت و توانایی فردی برای استفاده از هوش مصنوعی دارند، فقدان زیرساخت‌های سازمانی مناسب، عملکرد ناکافی فناوری یا محدودیت در انعطاف‌پذیری آموزشی می‌تواند پذیرش واقعی را محدود کند. به عبارت دیگر، تعامل هماهنگ میان عوامل فردی، سازمانی، فناورانه و آموزشی شرط اصلی موفقیت ادغام هوش مصنوعی در فرایند یاددهی - یادگیری است. این یافته بر اهمیت اتخاذ یک نگاه کلان و سیستماتیک به پذیرش فناوری در آموزش تأکید دارد و نشان می‌دهد که سیاست‌گذاران، مدیران آموزشی و طراحان فناوری باید به‌طور هم‌زمان به تقویت ظرفیت‌های فردی، سازمانی و فناورانه و همچنین، ارتقای کارایی و کاربرد آموزشی هوش مصنوعی توجه کنند تا امکان بهره‌برداری پایدار و تحول‌آفرین از این فناوری فراهم شود.

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/10,12016/ j.joitmc, 2023,10037

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

Alnaqbi, A. M. A., & Yassin, A. M. (2021). Evaluation of success factors in adopting artificial intelligence in e-learning environment. *International Journal of Sustainable Construction Engineering and Technology*, *12*(3), 362-369. https://doi.org/10.30880/ijscet.2021.12.03.035

Alyoussef, I. Y., Drwish, A. M., Albakheet, F. A., & Alhajhoj, R. H. (2025). AI adoption for collaboration: Factors influencing inclusive learning adoption in higher education. *IEEE Access*. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3567656

Alzahrani, L. (2023). Analyzing students' attitudes and behavior toward artificial intelligence technologies in higher education. *International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE)*, *11*(6), 65-73. https://doi.org/10.35940/ijrte.F7475.0311623

Asadzadeh, A, Mahdiyon, R , Yarmohammadzadeh, P. (2021). Identifying the barriers to using information and communication technology in students' educational activities (case study of Urmia University). *Information Management Sciences and Technologies*, *7*(2), 175-198. https://doi.org/10.22091/stim.2020.6265.1481 [In Persian]

Bakhadirov, M., Alasgarova, R., & Rzayev. J (2024). Factors influencing teachers' use of artificial intelligence for instructional purposes. *IAFOR Journal of Education*, *12*(2), 9-32. https://doi.org/10.22492/ije.12.2.01

Chege, A. M., & Kihara, A. (2025). Determinants of artificial intelligence technologies adoption in Kenyan universities: A case of United States International-Africa. *Journal of Technology and Systems*, *7*(4), 16-35.

Cukurova, M., Miao, X., & Brooker, R. (2023, June). *Adoption of artificial intelligence in schools: Unveiling factors influencing teachers' engagement*. In International conference on artificial intelligence in education (pp. 151-163). Cham: Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-36272-9_13

Dube, S., Ndlovu, B., & Dube, S. P. (2024). *A conceptualized framework of university students' perceptions of ChatGPT as a tool for learning and research*.The European Conference on Education: Official Conference Proceedings.

Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, *18*(1), 39-50. https://doi.org/10.2307/3151312

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). Multivariate data analysis (7th ed.). Pearson.

Haji-Anvari, L., & Ramezani, A. (2023). Investigating the status of literacy, application and factors affecting the acceptance of artificial intelligence among faculty members. *Letter of Higher Education*, *17*(68), 106-131 https://doi.org/10.22034/hel.2024.2036769.1985 [In Persian]

Ishak, M. F., Ali, A. M., Tajuddin, N. I. I., & Shamsudin, M. F. (2021). Does institution ranking influences students' decisions-making to enrol at private higher education institutions? A PLS-SEM approach. *Academy of Entrepreneurship Journal*, *27*(5), 1-10.

Kline, R. B. (1998). Software review: Software programs for structural equation modeling: Amos, EQS, and LISREL. *Journal of psychoeducational assessment*, *16*(4), 343-364. https://doi.org/10.1177/073428299801600407

Lawshe, C. H. (1975). A quantitative approach to content validity. *Personnel Psychology, 28*(4), 563–575. https://doi.org/10.1111/j.1744-6570.1975.tb01393.x

Linstone, H. A. (1985). The delphi technique. In *Environmental impact assessment, technology assessment, and risk analysis: Contributions from the psychological and decision sciences* (pp. 621-649). Berlin, Heidelberg: Springer.

Ma, S., & Lei, L. (2024). The factors influencing teacher education students' willingness to adopt artificial intelligence technology for information-based teaching. *Asia Pacific Journal of Education*, *44*(1), 94-111. https://doi.org/10.1080/02188791.2024.2305155

Maarofi, S, Veisi, Sh., & Mamandi, V. (2024). Explaining the challenges and opportunities of artificial intelligence in higher education from the perspectives of professors and students. *Teaching Research*, *12*(4), 181-213. https://doi.org/10.22034/trj.2025.142184.2069 [In Persian]

McInnes, M. D. F., Moher, D., Thombs, B. D., McGrath, T. A., Bossuyt, P. M., Prisma-Dta Group, … & Willis, B. H. (2018). Preferred reporting items for a systematic review and meta-analysis of diagnostic test accuracy studies: The PRISMA-DTA statement. *Jama*, *319*(4), 388-396. https://doi.org/10.1001/jama.2017.19163

Nazaretsky, T., Cukurova, M., & Alexandron, G. (2022, March). An instrument for measuring teachers' trust in AI-based educational technology. In *LAK22: 12th international learning analytics and knowledge conference* (pp. 56-66). https://doi.org/10.1145/3506860.3506866

Or, C. (2025). Understanding factors influencing AI adoption in education: Insights from a Meta-Analytic Structural Equation Modelling study. *Journal of Applied Learning and Teaching*, *8*(1), 102-115. https://doi.org/10.37074/jalt.2025.8.1.26

Pujeda, J. R. A. (2023). A systematic review on teachers' digital competencies on the adoption of artificial intelligence in enhancing learning experiences. *International Journal of Research and Innovation in Social Science*, *7*(12), 373-383. https://dx.doi.org/10.47772/IJRISS.2023.7012031

Purwanto, A., & Sudargini, Y. (2021). Partial least squares structural squation modeling (PLS-SEM) analysis for social and management research: a literature review. *Journal of Industrial Engineering & Management Research*, *2*(4), 114-123. https://doi.org/10.7777/jiemar.v2i4.168

Rabiatu, M. M., & Shehu, S. A. (2024). Adopting artificial intelligence (AI) in education: challenges & possibilities. *Asian Journal of Advanced Research and Reports*, *18*(2), 106-111. https://doi.org/10.9734/ajarr/2024/v18i2608

Rahiman, H. U., & Kodikal, R. (2024). Revolutionizing education: Artificial intelligence empowered learning in higher education. *Cogent Education*, *11*(1), Article 2293431. https://doi.org/10.1080/2331186X.2023.2293431

Ravinder, E. B., & Saraswathi, A. B. (2020). Literature review of Cronbach alpha coefficient (A) and Mcdonald's omega coefficient (Ω). *European Journal of Molecular & Clinical Medicine*, *7*(6), 2943-2949. https://doi.org/10.13140/RG.2.2.35489.53603

Rodzi, Z. M., binti Razali, I. N., Rahman, H. A., binti Abd Rahman, A., & Al-Sharqi, F. (2023, September). *Unraveling the factors influencing the adoption of Artificial Intelligence (AI) in education*. In 2023 4th International Conference on Artificial Intelligence and Data Sciences (AiDAS) (pp. 186-193). IEEE. https://doi.org/10.1109/AiDAS60501.2023.10284698

Sandelowski, M., & Barroso, J. (2006). *Handbook for synthesizing qualitative research*. Springer.

Zualkernan, I. (2025, January). *Adoption of generative AI and large language models in education: A short review*. International Conference on Electronics, Information, and Communication (ICEIC) (pp. 1-5). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICEIC64972.2025.10879632