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

Factors Affecting the Use of Artificial Intelligence in Education with the Mediating Role of Adaptability to Artificial Intelligence and Moderating Role of Stickiness to Traditional Education Among Azad University Professors

Alireza Saremi[1*], Alireza Ramazanpoor[2], Ziba Sirjani
1. Visiting Professor, Faculty of Educational Sciences and Psychology, Department of Educational Sciences, University of Azad, Darab, Iran.
2. Visiting Professor, Faculty of Educational Sciences and Psychology, Department of Educational Sciences, University of Azad, Darab, Iran.
3. MA Student, Faculty of Educational Sciences and Psychology, Department of Educational Sciences, University of Azad, Darab, Iran.

ARTICLE INFO

***Keywords*:**
adaptability to artificial intelligence, actual use of artificial intelligence, stickiness to traditional education

Article history:
Received: 2025/11/03
Revised: 2026/02/16
Accepted: 2026/04/13

ABSTRACT

The present study investigates factors influencing the actual use of artificial intelligence (AI) among university professors, emphasizing the mediating role of AI adaptability and the moderating role of stickiness to traditional education. Based on a review of the literature, cost effectiveness, technology–task fit, performance expectancy, and security and privacy concerns were identified as key antecedents. The research employed a descriptive-correlational design, and the statistical population consisted of faculty members of the Islamic Azad University in the southern and eastern regions of Fars Province. Stratified sampling was used, and the sample size was determined through G*Power software. Data were collected using standard questionnaires. Structural equation modeling with PLS indicated that cost effectiveness, technology–task fit, and performance expectancy positively influence adaptability to AI and the actual use of AI. Security and privacy concerns have a negative effect on adaptability to AI, but their direct effect on the actual use of AI was not supported. In addition, adaptability to AI influences actual use, and its mediating role between the research variables was confirmed. Furthermore, the moderating effect of stickiness to traditional education on the relationship between AI adaptability and actual AI use was confirmed.

Citation: Saremi, A., Ramazanpoor, A., & Sirjani, Z. (2026). Factors Affecting the Use of Artificial Intelligence in Education with the Mediating Role of Adaptability to Artificial Intelligence and Moderating Role of Stickiness to Traditional Education Among Azad University Professors. *Journal of Studies in Learning & Instruction*, *18*(1, Ser 90), 43-66. **Doi:** 10.22099/JSLI.2026.8642

* نویسنده مسئول: نشانی پست الکترونیکی: Alirezasaremi78@gmail.com

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

The application of artificial intelligence (AI) in education and teaching is expanding at an accelerating pace, driven by its demonstrated capacity to enhance educational quality and facilitate more effective learning processes (Zhong et al., 2024). Nevertheless, the degree to which university professors adapt to these emerging technologies and their actual level of engagement in practice is contingent upon a range of determining factors. A comprehensive review of the extant research literature enabled the identification of several key factors, including cost effectiveness, technology-task fit, performance expectancy, and concerns pertaining to security and privacy.

Empirical evidence suggests that should university professors perceive the financial and operational expenditures associated with AI implementation as prohibitively high or unjustifiable, their propensity to adopt such technologies is likely to be significantly diminished (Esakkiammal & Kasturi, 2024). Furthermore, specific technological attributes—namely the robustness of software and hardware capabilities, the perceived ease of use, the degree of alignment between the technology and professorial responsibilities, and the capacity for seamless integration with pre-existing educational infrastructures—constitute critical determinants in the AI adoption process. The conviction that AI tools can substantively contribute to the improvement of teaching and learning outcomes (Khuong et al., 2023) is also paramount, as this performance expectancy serves to safeguard the integrity of academic records, financial data, personal information, and individual privacy. It must be noted that breaches in data security can precipitate severe consequences, including identity theft, reputational damage to both faculty members and the broader institution, and considerable financial liabilities. Mismanagement of such sensitive data, or its acquisition by unauthorized parties, can culminate in significant violations of privacy (Li et al., 2025b). Within this context, an inertial attachment—termed stickiness to traditional education—can moderate these expectations and render educators hesitant or ambivalent toward the adoption of novel technological solutions (Pillai & Sivathanu, 2020). Accordingly, the present study was designed to investigate the factors influencing the adaptability to AI and its actual use in teaching, with explicit consideration given to the moderating role of stickiness to traditional education practices.

Method

In terms of methodology, this study adopted a descriptive-correlational design and employed structural equation modeling to scrutinize the posited relationships among the variables. The target population encompassed professors at Islamic Azad University in Iran, with the accessible statistical population defined as the 415 faculty members employed at the Islamic Azad University branches situated in the southern and eastern cities of Fars province during the year 1403 (2024-2025). To derive a representative sample, the requisite sample size was calculated using equation-based methods facilitated by G*Power software, yielding a target of 250 participants. Due to the geographical dispersion inherent in the statistical population, a stratified sampling approach was implemented. Data collection was conducted via short-form questionnaires designed to measure the study's variables. The questionnaire items were initially sourced from validated prior studies and subsequently subjected to rigorous face and content validity assessments through the collective expert judgment of the author's colleagues and subject-matter specialists. Based on the reflexive and mixed nature of the items, the final instrument was compiled, comprising demographic inquiries and items measured on a 5-point Likert scale.

Results

The outcomes derived from structural equation modeling executed within Smart PLS software indicated that all questionnaire items demonstrated satisfactory convergent and divergent validity. Specifically, the

factor loadings for all items exceeded the established threshold of 0.7. Reliability analyses confirmed that Cronbach's alpha, rhoA, and composite reliability indices for all latent variables were uniformly greater than 0.7, while the average variance extracted surpassed the 0.5 benchmark, thereby establishing convergent validity. Moreover, the results of the Fornell and Larcker criterion affirmed that the latent variables possessed adequate divergent validity. Analysis of the internal model revealed that cost effectiveness, technology-task fit, and performance expectation exert a positive influence on both adaptabilities to AI and the actual use of AI. While security and privacy concerns were found to have a negative impact on adaptability to AI, their direct effect on the use of AI was not statistically supported. Adaptability to AI was shown to positively influence the use of AI. The analysis of mediating variables further demonstrated that adaptability to AI serves a mediating function among the research variables. Additionally, the moderating effect of stickiness to traditional education was confirmed within the causal pathway linking adaptability to AI and the use of AI. Lastly, a multi-group analysis indicated no significant differences between male and female respondents, nor between groups distinguished by their experience or inexperience with AI usage, with the sole exception of the effect of performance expectation on adaptability to AI, which differed significantly between experienced and inexperienced AI users.

Discussion and Conclusion

In summary, the findings underscore that the acceptance and use of AI are concurrently shaped by both technological and attitudinal factors. A favorable perception of efficiency, task suitability, and performance is instrumental in fostering greater adaptability and utilization of AI. Within this dynamic, adaptability to AI occupies a central role in mediating the transition from attitudinal disposition to behavioral engagement, a process that can be weakened or moderated by stickiness to traditional educational methods. Based on these findings, the continuous professional development of faculty, the formulation and implementation of comprehensive institutional policies for data protection, and the strategic allocation of resources to support AI tool integration are recommended. Facilitating access to resources, providing technical support, and fostering collaborative opportunities for educators to exchange pedagogical practices are also advised. Soliciting feedback from professors and students regarding their experiences with AI implementation may further refine these outcomes. Finally, as noted by Alrayes et al. (2024), a careful examination of background factors—including cultural attitudes toward technology—is essential and merits focused attention in future research endeavors.

Keywords: adaptability to artificial intelligence, actual use of artificial intelligence, stickiness to traditional education

مطالعات آموزش و یادگیری

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

عوامل موثر بر استفاده از هوش مصنوعی در آموزش با نقش میانجی تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی و تعدیل‌گر دلبستگی به آموزش سنتی در میان اساتید دانشگاه آزاد

علیرضا صارمی[1*]، علیرضا رمضان‌پور[2]، زیبا سیرجانی[3]

۱. استاد مدعو، دانشکده علوم تربیتی، دانشگاه آزاد، داراب، ایران.

۲. استاد مدعو، دانشکده علوم تربیتی، دانشگاه آزاد، داراب، ایران.

۳. دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده علوم تربیتی، دانشگاه آزاد، داراب، ایران.

اطلاعات مقاله

واژه‌های کلیدی:

تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی، استفاده از هوش مصنوعی، دلبستگی به آموزش سنتی

تاریخچه مقاله:

تاریخ دریافت: ۱۴۰٤/۰۸/۱۲

تاریخ بازنگری: ۱۴۰٤/۱۱/۲۷

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۱/۲٤

چکیده

هدف از این پژوهش بررسی عوامل موثر بر استفاده از هوش مصنوعی با نقش میانجی تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی و تعدیل‌گر دلبستگی به آموزش سنتی در میان اساتید دانشگاه است. براساس ادبیات، متغیرهای اثربخشی هزینه، تناسب فناوری – وظیفه، انتظار عملکرد، نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی به‌عنوان عوامل موثر شناسایی شدند. نوع پژوهش توصیفی – همبستگی است. جامعه آماری پژوهش اساتید دانشگاه آزاد اسلامی شهرستان‌های جنوب و شرق استان فارس در سال ۱۴۰۳ هستند. روش نمونه‌گیری طبقه‌ای و حجم نمونه براساس نرم‌افزار G*power برآورد شد. برای جمع‌آوری داده‌ها از پرسش‌نامه‌های استاندارد استفاده گردید. نتایج حاصل از مدل‌یابی معادلات ساختاری در نرم‌افزار SMART PLS نشان داد که اثربخشی هزینه، تناسب فناوری – وظیفه و انتظار عملکرد بر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی و استفاده از هوش مصنوعی تاثیر دارند. نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی بر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی تاثیر منفی دارد، اما تاثیر آن‌ها بر استفاده از هوش مصنوعی رد شد. تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی بر استفاده از هوش مصنوعی تاثیر دارد. یافته‌های مربوط به متغیرهای میانجی نشان دادند که تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی بین متغیرهای پژوهش نقش میانجی دارد. در نهایت، اثر تعدیل‌گر دلبستگی به آموزش سنتی در رابطه علّی میان تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی و استفاده از هوش مصنوعی تایید شد. به‌طور کلی، یافته‌های پژوهش تاکید دارند که پذیرش و استفاده از هوش مصنوعی تحت‌تأثیر هم‌زمان عوامل فناورانه، نگرشی و زمینه‌ای قرار دارد. ادراک مثبت از کارایی، تناسب و عملکرد هوش مصنوعی نقش کلیدی در افزایش تطبیق‌پذیری و استفاده از آن دارد. در این میان، تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی نقش محوری در انتقال از نگرش به رفتار استفاده ایفا کرده و دلبستگی به آموزش سنتی می‌تواند این فرایند را تضعیف یا تعدیل کند.

استناد: صارمی، ع.، رمضان‌پور، ع.، و سیرجانی، ز. (۱۴۰۵)، **عوامل موثر بر استفاده از هوش مصنوعی در آموزش با نقش میانجی تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی و تعدیلگر دلبستگی به آموزش سنتی در میان اساتید دانشگاه آزاد.** ***مجله مطالعات آموزش و یادگیری، مجله مطالعات آموزش و یادگیری، ۱۸*** **(۱، پیاپی ۹۰)، ٦٦- ٤٣.**

Doi: 10.22099/JSLI.2026.8642

* نویسنده مسئول: نشانی پست الکترونیکی: Alirezasaremi78@gmail.com

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

استفاده از فناوری‌های نوظهور مانند داده‌های بزرگ و هوش مصنوعی[1]در کسب وکار، تحولات اساسی ایجاد کرده است (Jaruwanakul, 2024). هوش مصنوعی با انقلاب فناورانه خود در روند ظهور و به روز شدن صنایع و حرفه‌های نوین بسیار تاثیرگذار بوده (Ștefan et al., 2024) و با سرعتی شگرف حوزه‌های گوناگونی مانند پزشکی، مهندسی بازاریابی، هنر و غیره را متحول کرده است این ابزار قدرتمند، در حل مسائل پیچیده و بهبود فرایندهای سنتی (Iqbal et al., 2024) مانند تشخیص پزشکی، خودروهای خودران و حتی تولید محتوا (Wang et al., 2024) بسیار کمک کرده است.

با توجه به مسیر توسعه هوش مصنوعی تعاریف متعددی از این ابزار شده است. پژوهشگری آن را علم و مهندسی ساخت ماشین‌های هوشمند (McCarthy, 1956, as cited in Ivezic, 2017) و دیگری توانایی درک، تحلیل و تولید زبان طبیعی و توانایی در برقراری ارتباط تعاملی با انسان‌ها تعریف کرده است (Patel & Kore, 2020). به‌طور کلی، هوش مصنوعی به مجموعه‌ای از سیستم‌ها اطلاق می‌شود که با بهره‌گیری از الگوریتم‌های پیشرفته و داده‌های کلان، قادر به شبیه‌سازی برخی از فرایندهای شناختی انسان هستند. این فرایندها شامل توانایی در یادگیری، استدلال، حل مسئله و درک مفاهیم بوده و هدف آن‌ها بازنمایی و تقویت کارکردهای شناختی در بستر سامانه‌های محاسباتی است (Goertzel, 2014).

از یک سو، استفاده از این ابزار در حوزه‌های گوناگون آموزش منجر به بهبود فرایندهای یادگیری، شخصی‌سازی آموزش و افزایش کارایی معلمان شده است (Zawacki-Richter et al., 2019). ازسوی‌دیگر، تطبیق‌پذیری و استفاده از این فناوری در محیط‌های آموزشی به عوامل متعددی ازجمله پذیرش اساتید، آمادگی فناورانه و زیرساخت‌های مناسب بستگی دارد (Holmes et al., 2021; Zhong et al., 2024). تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی به معنای فرایند تصمیم‌گیری فرد یا سازمان در مورد انتخاب فناوری هوش مصنوعی برای رفع نیازهایشان است. این امر نه‌تنها شامل پذیرش ابزارهای هوش مصنوعی بلکه شامل تمایل به اصلاح روش‌های تدریس و محیط‌های یادگیری برای بهره‌گیری از قابلیت‌های هوش مصنوعی برای افزایش نتایج آموزشی نیز می‌شود (Khuong et al., 2023). در این میان، نقش اساتید در پذیرش هوش مصنوعی حیاتی است. توانایی آن‌ها در سازگاری با این فناوری‌ها نه‌تنها بر اثربخشی تدریس تأثیر می‌گذارد بلکه تجربه کلی آموزشی دانشجویان را نیز شکل می‌دهد (Shakhina & Podzygun, 2025). بر این اساس، تعیین عوامل موثر بر تطبیق‌پذیری اساتید و استفاده از هوش مصنوعی در تدریس ضروری است و می‌تواند به درک بهتر چالش‌ها و فرصت‌های این حوزه کمک کند.

پژوهشگران با بررسی ادبیات پژوهش عواملی مانند اثربخشی هزینه[2]، تناسب فناوری – وظیفه[3]، انتظارات عملکرد[4] و نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی[5]را به‌عنوان عوامل موثر بر تطبیق‌پذیری و استفاده از هوش مصنوعی شناسایی کردند. اثربخشی هزینه، به مقرون‌به‌صرفه بودن استفاده از هوش مصنوعی نسبت به سایر فناوری‌ها اشاره دارد (Khuong et al., 2023). شواهد تجربی نشان می‌دهند که هزینه‌های قابل توجه مرتبط با پیاده‌سازی هوش مصنوعی، مانعی برای پذیرش آن در آموزش عالی محسوب می‌شود (Esakkiammal & Kasturi, 2024). به عبارت دیگر، اگر

[1] artificial intelligence
[2] cost effectiveness
[3] technology-task fit
[4] performance expectation
[5] security and privacy concerns

مزایای درک‌شده برای استفاده از فناوری، از هزینه‌ها (اعم از پولی و غیرپولی) بیشتر باشد، اثربخشی هزینه تأثیر مثبتی بر قصد استفاده از فناوری دارد (Osei et al., 2022). کسانی که به مفید بودن و مقرون‌به‌صرفه بودن هوش مصنوعی اعتقاد دارند، تمایلی بیشتر به ادغام آن در روش‌های تدریس خود دارند (Abdelaal & Al Sawi, 2024; Al-Adwan & Al-Debei, 2024; Khuong et al., 2023; Sabiteka et al., 2025; Tovar & Gutiérrez Ocegueda, 2025).

تناسب فناوری ـ وظیفه، ابزاری برای سنجش اثربخشی یک فناوری است و از راه رابطه بین فناوری و وظایفی که فناوری قصد پشتیبانی از آن‌ها را دارد سنجیده می‌شود (Spies et al., 2020). این مفهوم به مطابقت بین ویژگی‌های وظایف و قابلیت‌های فناورانه اشاره دارد (Samimi & Okazaki, 2025). بنابراین، تناسب فناوری ـ وظیفه رابطه‌ای مثبت با استفاده از فناوری دارد (Howard & Hair, 2023). نشان داده شده است که تناسب فناوری ـ وظیفه بر استفاده از هوش مصنوعی (Pillai & Sivathanu, 2020) و استفاده از هوش مصنوعی چت‌جی‌پی‌تی (Al-Mamary et al., 2024) تاثیر دارد.

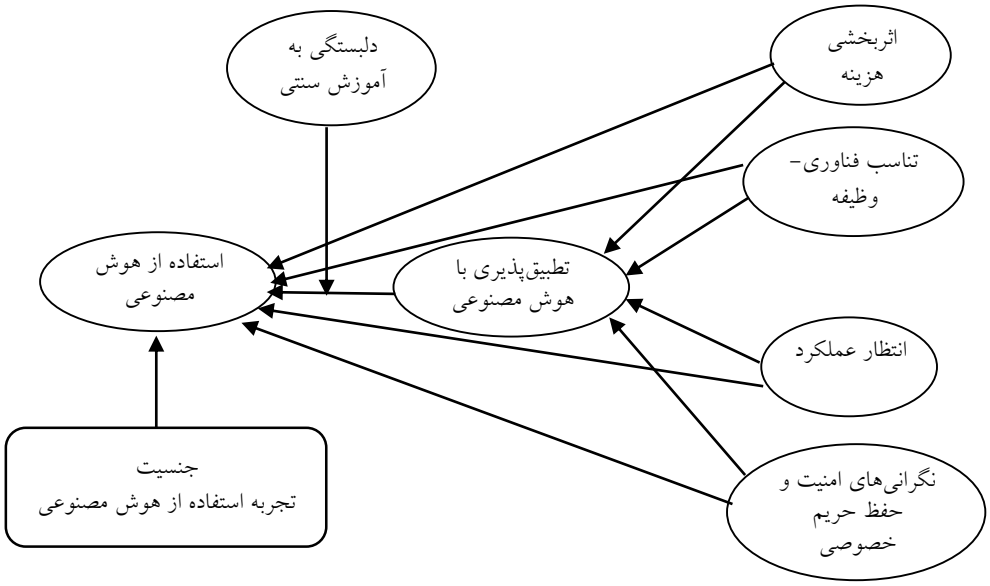
انتظارات عملکرد به مزایا و نتایج پیش‌بینی‌شده‌ای اشاره دارد که کاربران از فناوری‌های هوش مصنوعی انتظار دارند (Chang & Bau, 2026). ادبیات پژوهش نشان می‌دهد که انتظارات عملکرد بر استفاده از فناوری (Ferri et al., 2023; Martins et al., 2014)، ابزارهای هوش مصنوعی مولد (Li et al., 2025a; Nagy et al., 2024) و استفاده دانشجویان از سیستم مدیریت یادگیری (Buabeng-Andoh & Baah, 2020) تأثیر دارد.

نگرانی‌های حفظ حریم خصوصی و امنیت کاربران به معنای سطحی است که فرض می‌شود سیستم اطلاعات و فناوری برای انجام وظایف و تبادل داده‌ها ناامن است (Zhu et al., 2006). امنیت یکی از پیش‌بینی‌کننده‌های پذیرش هر نوع فناوری (Zafar, 2013) و یک نگرانی عمده برای پذیرش فناوری در سازمان‌هاست (Pillai & Sivathanu, 2020). نگرانی‌های امنیتی تأثیر منفی بر درک پذیرش سیستم اطلاعات در سازمان‌ها دارد (Yadegaridehkordi et al., 2020). کسانی که نگران گردآوری غیرقانونی اطلاعات شخصی از راه هک و عدم‌قطعیت در مورد مسئولیت نقض امنیتی هستند، کمتر از خدمات هوش مصنوعی استفاده می‌کنند (Lee et al., 2020). بنابراین، نگرانی‌های عمومی در مورد حریم خصوصی می‌توانند بر پذیرش هوش مصنوعی تأثیرگذار باشند (Li et al., 2025b).

دلبستگی به آموزش سنتی[1] و عدم‌تطبیق‌پذیری اساتید دانشگاه با فناوری‌های هوش مصنوعی می‌تواند یکی از چالش‌های اساسی در استفاده آنان از این فناوری باشد. دلبستگی به روش‌های سنتی دربرگیرنده تمایل افراد به استفاده از روش‌های سنتی به‌جای استفاده از روش‌ها و ابزار نوین مانند هوش مصنوعی است (Pillai & Sivathanu, 2020). بسیاری از اساتید با فناوری‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه فناوری‌های مرتبط با آموزش آشنا نیستند و به همین دلیل در تطبیق‌پذیری و استفاده از آن مقاومت می‌کنند. این مقاومت اغلب ریشه در نگرانی‌ها در مورد اثربخشی هوش مصنوعی در مقایسه با شیوه‌های تثبیت‌شده و همچنین، ترس از دست دادن کنترل بر فرایند آموزشی دارد (Buele & Lerena-Aguirre, 2025). اساتیدی که دلبستگی به روش‌های تدریس سنتی دارند مانع اجرای مؤثر هوش مصنوعی در آموزش می‌شوند (Al-Zahrani, 2024). بااین‌حال، پژوهش‌ها نشان می‌دهند که آموزش و توانمندسازی اساتید در استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی می‌تواند به بهبود فرایندهای آموزشی و افزایش مشارکت دانشجویان منجر شود (Orlanda-Ventayen, 2024).

[1] stickiness to traditional method

با بررسی ادبیات پژوهش مشخص شد چهارچوب‌های نظری جامعی وجود ندارند که عوامل گوناگون مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در آموزش را ادغام کند. از یک سو، مطالعات موجود اغلب بر جنبه‌های جداگانه، مانند مقرون‌به‌صرفه بودن (Tang et al., 2025; Tovar & Gutiérrez Ocegueda, 2025) یا ویژگی‌های فناورانه (Anh et al., 2024) و نگرانی‌های مربوط به حریم خصوصی (Li et al., 2025b; Phua et al., 2025) بدون در نظر گرفتن چگونگی تعامل این عناصر با یکدیگر و نیز با دلبستگی مربیان به روش‌های سنتی تدریس تمرکز دارند. این پراکندگی، درک تأثیر جامع هوش مصنوعی بر شیوه‌های تدریس را محدود می‌کند. بنابراین، این پژوهش در پی آن است تا ابعاد چندگانه‌ای مانند مقرون‌به‌صرفه بودن، تناسب فناوری – وظیفه، انتظارات عملکرد، امنیت و حریم خصوصی را در یک مدل ارائه کرده و دیدگاهی جامع از عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در فرایند تدریس ارائه دهد. ازسوی‌دیگر، شواهد تجربی کافی برای نشان دادن کاربرد هوش مصنوعی در محیط‌های آموزشی، به‌ویژه درزمینهٔ دانشگاه‌های ایران وجود ندارد. بسیاری از مطالعات (Eden et al., 2024; Familoni & Onyebuchi, 2024) مزایای بالقوه را برجسته می‌کنند، اما نمونه‌های ملموسی از ادغام موفق هوش مصنوعی در تدریس ارائه نمی‌دهند. برای مثال، Eden et al. (2024) پتانسیل تحول‌آفرین هوش مصنوعی در آموزش را مورد بحث قرار می‌دهند و بر توانایی آن در شخصی‌سازی تجربیات یادگیری و ساده‌سازی وظایف اداری تأکید می‌کنند. بااین‌حال، این مطالعه نمونه‌هایی از ادغام موفق هوش مصنوعی در محیط‌های آموزشی ارائه نمی‌دهد. این شکاف مانع از آن می‌شود که مربیان بتوانند پیامدهای عملی پذیرش فناوری‌های هوش مصنوعی را در کلاس‌های درس خود تجسم کنند. همچنین، نتایج پژوهش‌های فعلی (binti Mohd Nazri et al., 2023; Ifenthaler et al., 2024; Mauti & Ayieko, 2025) اغلب فاقد ویژگی خاصی ازنظر پیامدهای مرتبط با پذیرش هوش مصنوعی در آموزش هستند. این مطالعات در مورد مزایای کلی، مانند بهبود کارایی یا تعامل گزارش می‌دهند، اما در حد کفایت به چگونگی تفاوت این پیامدها در زمینه‌های گوناگون یا در بین گروه‌های گوناگون مربیان نمی‌پردازند. این فقدان نتایج دقیق، نتیجه‌گیری‌های معنی‌دار در مورد اثربخشی هوش مصنوعی در محیط‌های آموزشی متنوع را چالش‌برانگیز می‌کند. افزون‌بر این، بررسی نقش تعدیل‌کننده دلبستگی مربیان به روش‌های سنتی تدریس برای درک پیچیدگی‌های پذیرش هوش مصنوعی در آموزش بسیار مهم است؛ زیرا بسیاری از مربیان دلبستگی شدیدی به روش‌های تدریس سنتی نشان می‌دهند که می‌تواند منجر به مقاومت در برابر پذیرش فناوری‌های هوش مصنوعی شود (Buele & Lerena-Aguirre, 2025). تمرکز بر موارد پیش‌گفته و بررسی آن‌ها، می‌تواند منجر به راهبردهای متناسب‌تری برای تسهیل ادغام فناوری‌های هوش مصنوعی در شیوه‌های تدریس و در نهایت، افزایش نتایج آموزشی شود. این مطالعه درصدد است تا بینش‌هایی را در مورد چگونگی تأثیر ویژگی‌های بالا بر سازگاری با هوش مصنوعی درزمینهٔ آموزشی ارائه دهد. بنابراین، هدف پژوهش، بررسی عوامل موثر بر استفاده از هوش مصنوعی در آموزش با نقش میانجی تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی و تعدیل‌گری دلبستگی به آموزش سنتی در میان اساتید دانشگاه آزاد است. مدل پیشنهادی از روابط بین متغیرهای پژوهش در شکل ۱ ارائه شده است.



شکل ۱. مدل پیشنهادی پژوهش

با توجه به مدل پیشنهادی، فرضیه‌های پژوهش به این صورت ارائه می‌شوند:

۱. اثربخشی هزینه بر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی تاثیر مثبت دارد.

۲. اثربخشی هزینه بر استفاده از هوش مصنوعی تاثیر مثبت دارد.

۳. تناسب فناوری – وظیفه بر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی تاثیر مثبت دارد.

٤. تناسب فناوری – وظیفه بر استفاده از هوش مصنوعی تاثیر مثبت دارد.

۵. انتظار عملکرد بر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی تاثیر مثبت دارد.

٦. انتظار عملکرد بر استفاده از هوش مصنوعی تاثیر مثبت دارد.

۷. نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی بر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی تاثیر منفی دارد.

۸. نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی بر استفاده از هوش مصنوعی تاثیر منفی دارد.

۹. تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی بر استفاده از هوش مصنوعی تاثیر مثبت دارد.

۱۰. تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی در تاثیر اثربخشی هزینه بر استفاده از هوش مصنوعی نقشی میانجی دارد.

۱۱. تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی در تاثیر تناسب فناوری – وظیفه بر استفاده از هوش مصنوعی نقشی میانجی دارد.

۱۲. تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی در تاثیر انتظار عملکرد بر استفاده از هوش مصنوعی نقشی میانجی دارد.

۱۳. تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی در تاثیر نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی بر استفاده از هوش مصنوعی نقشی میانجی دارد.

۱٤. دلبستگی به آموزش سنتی در تاثیر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی بر استفاده از هوش مصنوعی نقشی تعدیل‌گر دارد.

۱۵. متغیر جنسیت در روابط بین متغیرها نقشی تعدیل‌گر دارد.
۱۶. تجربه/ عدم‌تجربه استفاده از هوش مصنوعی در روابط بین متغیرها نقشی تعدیل‌گر دارد.

روش پژوهش

پژوهش حاضر از نوع توصیفی ـ همبستگی است. جامعه هدف پژوهش که پژوهشگر به دنبال تعمیم نتایج خود به آن است (Levy & Lemeshow, 2013) اساتید دانشگاه آزاد در ایران هستند و جامعه آماری در دسترس پژوهشگر، اساتید دانشگاه آزاد اسلامی شهرستان‌های جنوب و شرق استان فارس به تعداد ٤١٥ نفر در سال ١٤٠٣ هستند. برای دستیابی به نمونه‌ای معرف جامعه، حجم نمونه براساس روش‌های مبتنی‌بر معادله (Neuman, 2014, p. 387) و از راه نرم‌افزار g*power به تعداد ۲۵۰ نفر براساس اندازه اثر ۰/۱ و دقت ۹۹ درصد و توان تعمیم‌پذیری ۹۵ درصدی مشخص شد. از این تعداد ١٦٠ نفر (٦٤ درصد) مرد و ۹۰ نفر (٣٦ درصد) زن بودند. همچنین، ٢٠٦ نفر (٨٢/٤ درصد) دارای تجربه استفاده از هوش مصنوعی بودند و ٤٤ نفر (١٧/٦ درصد) تجربه استفاده از هوش مصنوعی را نداشتند. ازنظر سطح تحصیلات ۱۷۸ نفر (۷۱/۲ درصد) مدرک دکتری و ۷۲ نفر (۲۸/۸ درصد) مدرک کارشناسی ارشد داشتند.

برای اجرای پژوهش، پرسش‌نامه در سایت پرس‌لاین به‌صورت الکترونیک طراحی شد و در اختیار نمونه آماری قرار گرفت. به‌دلیل پراکندگی جامعه آماری از نمونه‌گیری طبقه‌ای استفاده شد. بر این اساس، تعداد اساتید هر طبقه مشخص و براساس آن نمونه آماری به‌صورت تصادفی ساده بین آنان مشخص شد. گفتنی است معیار طبقه‌بندی در این مطالعه، محل جغرافیایی دانشگاه‌ها بود.

از میان متغیرهای جمعیت‌شناختی، دو متغیر جنسیت و تجربه استفاده از هوش مصنوعی در تحلیل مدل ساختاری نیز به‌عنوان متغیرهای کنترل وارد شدند. این دو متغیر به‌منظور کنترل اثرات بالقوه عوامل جمعیت‌شناختی بر روابط بین سازه‌ها و همچنین، بررسی تفاوت‌های میان گروه‌ها مورد استفاده قرار گرفتند. بدین منظور، تحلیل‌های بین‌گروهی مبتنی‌بر این دو متغیر انجام شد تا مشخص شود آیا برآورد ضرایب مسیر در گروه‌های گوناگون تفاوتی معنی‌دار دارد یا نه (Lowry & Gaskin, 2014).

برای گردآوری داده‌ها و اندازه‌گیری متغیرهای مکنون پژوهش، از پرسش‌نامه‌های فرم کوتاه استفاده شد. گویه‌ها ابتدا از مطالعات معتبر انتخاب و مورد روایی‌سنجی ظاهری و محتوا (نسبت روایی محتوا[1] و شاخص روایی محتوا[2])، از راه برآیند خرد جمعی همکاران نویسنده و خبرگان قرار گرفت و سپس براساس ماهیت انعکاسی و ترکیبی گویه‌ها (Hair et al., 2020)، پرسش‌نامه نهایی شامل پرسش‌های جمعیت‌شناختی و گویه‌های دارای طیف لیکرت ۵ درجه‌ای (*کاملا مخالفم* با نمره ۱ تا *کاملا موافقم* با نمره ۵)، تدوین شد. این ابزارها عبارت بودند از:

اثربخشی هزینه: برای سنجش اثربخشی هزینه از پرسش‌نامه استاندارد Khuong et al. (2023) استفاده شد که دارای ۳ گویه است. آنان میزان آلفای کرونباخ این ابزار را ۰/۷۳، میزان پایایی ترکیبی[3] ۰/۷۶۳ و میانگین واریانس استخراجی[4] آن را ۰/۵۲ به دست آوردند.

[1] Content Validity Ratio (CVR)
[2] Content Validity Index (CVI)
[3] Composite Reliability (CR)
[4] Average Variance Extracted (AVE)

تناسب وظیفه ـ فناوری: برای سنجش تناسب وظیفه ـ فناوری از پرسش‌نامه‌های استاندارد پژوهشگران (Lin & Huang, 2008; Virdyananto et al., 2017) استفاده شد. این پرسش‌نامه دارای ٤ گویه است. آنان میزان آلفای کرونباخ این ابزار را ۰/۸۳، میزان پایایی ترکیبی ۰/۸۸ و میانگین واریانس استخراجی آن را ۰/۸۳ به دست آوردند.

انتظار عملکرد: برای سنجش انتظار عملکرد از پرسش‌نامه استاندارد Venkatesh et al. (2003) که دارای ۳ گویه است استفاده شد. میزان آلفای کرونباخ این ابزار ۰/۸۹، میزان پایایی ترکیبی ۰/۸٦ و میانگین واریانس استخراجی آن ۰/۸۱ به دست آمده است (Chatterjee et al., 2023).

نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی: برای سنجش نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی از پرسش‌نامه استاندارد Pillai and Sivathanu (2020) استفاده شد که دارای ۳ گویه است. آنان میزان آلفای کرونباخ این ابزار را ۰/۷۹، میزان پایایی ترکیبی ۰/۸۰ و میانگین واریانس استخراجی آن را ۰/٦۳ به دست آوردند.

تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی: برای سنجش تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی از پرسش‌نامه استاندارد Awa et al. (2016) استفاده شد. این پرسش‌نامه دارای ٤ گویه است. آنان میزان آلفای کرونباخ این ابزار را ۰/۷۱، میزان پایایی ترکیبی ۰/۸۲ و میانگین واریانس استخراجی آن را ۰/٥٤ به دست آوردند.

استفاده از هوش مصنوعی: برای سنجش استفاده از هوش مصنوعی از پرسش‌نامه استاندارد Pillai and Sivathanu (2020) استفاده شد که دارای ٤ گویه است. آنان میزان آلفای کرونباخ این ابزار ۰/۸۷، میزان پایایی ترکیبی ۰/۹۰ و میانگین واریانس استخراجی آن را ۰/۷۱ به دست آوردند.

دلبستگی به آموزش سنتی: برای سنجش دلبستگی به آموزش سنتی از پرسش‌نامه استاندارد Sivathanu (2019) استفاده شد. این پرسش‌نامه دارای ۳ گویه است. میزان آلفای کرونباخ این ابزار ۰/۸۱، میزان پایایی ترکیبی ۰/۹۳ و میانگین واریانس استخراجی آن ۰/۷۳ به دست آمده است (Pillai & Sivathanu, 2020). در جدول ۱، متغیرهای مکنون پژوهش و گویه‌های مربوط به آن‌ها ارائه شده است.

جدول ۱. شاخص‌های اندازه‌گیری‌کنندهٔ متغیرهای مکنون

متغیر مکنون	گویه‌ها	ماهیت شاخص	منبع
اثربخشی هزینه	هوش مصنوعی در تدریس نسبت به سایر فناوری‌ها برای اساتید دانشگاه مقرون‌به‌صرفه است. هوش مصنوعی در تدریس با صرفه‌جویی در زمان و هزینه، نتایج سریع‌تر و دقیق‌تری ارائه می‌دهد. هوش مصنوعی منجر به به‌کارگیری نیروی انسانی کمتر برای تدریس می‌شود.	انعکاسی	Khuong et al., 2023
تناسب وظیفه– فناوری	فناوری هوش مصنوعی برای عملکرد آموزش مناسب است. فناوری هوش مصنوعی برای تصمیم‌گیری در حوزه آموزش مناسب است. فناوری هوش مصنوعی سازگار با وظایف آموزشی است.	انعکاسی	Lin & Huang, 2008; Virdyananto et al., 2017

متغیر مکنون	گویه‌ها	ماهیت شاخص	منبع
انتظار عملکرد	فناوری هوش مصنوعی بهترین گزینه برای شخصی‌سازی آموزش و مدیریت عملکرد است. من هوش مصنوعی را در کارم مفید می‌دانم. استفاده از هوش مصنوعی به من این امکان را می‌دهد که وظایف بیشتری را انجام دهم. استفاده از هوش مصنوعی بهره‌وری من را افزایش می‌دهد.		Venkatesh et al., 2003
نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی	ما احساس می‌کنیم که داده‌های ارائه‌شده در هوش مصنوعی ایمن نیستند. ما احساس می‌کنیم که داده‌های ذخیره‌شده و استفاده‌شده توسط هوش مصنوعی فاقد محرمانه بودن و حفظ حریم خصوصی است. ما معتقدیم که هوش مصنوعی ایمن نیست زیرا به‌دلیل الگوریتم‌های موجود در آن احتمال خطا وجود دارد.		Pillai & Sivathanu, 2020
تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی	هوش مصنوعی منجر به بهبود تجربه اساتید در طول زمان می‌شود. هوش مصنوعی منجر به بهبود عملکرد اساتید می‌شود. هوش مصنوعی منجر به کاهش زمان و هزینه اساتید می‌شود.	انعکاسی	Awa et al., 2016
استفاده از هوش مصنوعی	هوش مصنوعی می‌تواند در به اشتراک‌گذاری داده‌های اساتید در امر تدریس استفاده شود. من مرتباً از هوش مصنوعی برای تدریس و سایر فعالیت‌های مرتبط با آن استفاده می‌کنم. من مرتباً از هوش مصنوعی برای تعامل با دانشجویان استفاده می‌کنم. من مرتباً از هوش مصنوعی برای ارزیابی عملکرد دانشجویان استفاده می‌کنم. من اغلب از هوش مصنوعی برای تصمیم‌گیری در مورد نحوه تدریس استفاده می‌کنم.	انعکاسی	Pillai & Sivathanu, 2020
دلبستگی به آموزش سنتی	من از روش‌های سنتی تدریس مانند تخته سیاه یا وایت‌برد، نقشه‌ها، نمودارها و ماکت‌ها استفاده می‌کنم. من اغلب از روش‌های سنتی تدریس استفاده می‌کنم. من همیشه از روش‌های سنتی مانند قلم و کاغذ برای یادداشت‌برداری و انجام تکالیف استفاده می‌کنم.	انعکاسی	Sivathanu, 2019

یافته‌ها

آمار توصیفی متغیرهای پژوهش شامل میانگین، انحراف معیار، چولگی و کشیدگی آن‌ها با استفاده از نرم‌افزار SPSS-27 محاسبه شد که نتایج آن در جدول ۲ گزارش شده است. نتایج نشان می‌دهند که مقادیر چولگی و کشیدگی متغیرها در بازه قابل قبول (۲ ±) قرار دارند (Hair et al., 2019) که حاکی از توزیع نرمال و استاندارد داده‌ها و مناسب بودن آن‌ها برای انجام تحلیل‌های آماری پارامتریک است.

جدول ۲. میانگین، انحراف معیار و آماره‌های چولگی و کشیدگی متغیرهای پژوهش

متغیر	میانگین	انحراف معیار	چولگی	کشیدگی
اثربخشی هزینه	۳/۷٤	۰/۸۵	−۱/۰۸	۱/٤۹
تناسب وظیفه-فناوری	۳/٦۰	۰/۸۸	−۰/٦۱	۰/٦۲
انتظار عملکرد	۳/٦۱	۰/۹۳	−۰/۷۹	۰/٤۹
نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی	۳/۰٦	۰/۹۸	−۰/۲۳	۰/۱۷
تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی	۳/۷۲	۰/۸۹	−۱/۱۱	۱/۱۱
استفاده از هوش مصنوعی	۳/۲۷	۰/۸۹	−۰/٤۲	۰/٦۲
دلبستگی به آموزش سنتی	۲/٦۸	۱/۰۷	۰/۰۱	−۰/٦۱

پژوهشگر مدل اندازه‌گیری (مدل بیرونی) پژوهش را در نرم‌افزارSMART PLS نسخه ۳ اجرا و مورد روایی، پایایی و کیفیت‌سنجی (Hair et al., 2020) قرار داد. در این راستا مدل بیرونی اولیه پژوهش براساس شروط همگن‌بودن شاخص‌های انعکاسی (Mellat et al., 2023) ارزیابی شد و مشخص شد تمام گویه‌های پرسش‌نامه دارای بار عاملی بالاتر از نقطه برش ۰/۷ (Hair & Alamer, 2022) هستند. شاخص‌های آلفای کرونباخ، rhoA و پایایی ترکیبی برای تمام متغیرهای مکنون بالاتر از ۰/۷ و میانگین واریانس استخراجی بالاتر از ۰/۵ (Goodboy & Martin, 2020) بودند، بنابراین، می‌توان نتیجه‌گیری کرد متغیرهای مکنون ازنظر پایایی و روایی هم‌گرا در وضعیت مطلوبی قرار دارند (جدول ۳). به‌منظور بررسی نبود هم‌خطی چندگانه میان گویه‌ها، شاخص عامل تورم واریانس[1] و شاخص اغماض یا تحمل[2] محاسبه شد. نتایج شاخص عامل تورم واریانس نشان داد که بیشتر مقادیر مربوط به گویه‌ها کمتر از ۳ بوده و تعداد محدودی از آن‌ها مقادیری کمتر از ۵ داشته‌اند. شاخص اغماض نیز نشان داد که تمامی مقادیر بزرگ‌تر از ۰/۲۰ و در اغلب موارد بالاتر از ۰/۳۰ هستند. مقادیر شاخص عامل تورم واریانس کمتر از ۳ نشان‌دهندهٔ نبود هم‌خطی معنی‌دار و وضعیت ایده‌آل است و مقادیر کمتر از ۵ نیز به‌عنوان سطح قابل‌قبول هم‌خطی در نظر گرفته می‌شود. همچنین، استانداردهای شاخص اغماض نشان می‌دهند اگر این شاخص کمتر از ۰/۱۰ باشد هم‌خطی شدید و بین ۰/۱۰ تا ۰/۲۰ سطح قابل توجه هم‌خطی است (Hair et al., 2024). بنابراین، نتایج حاکی از آن است که مشکل هم‌خطی چندگانه در میان گویه‌های مدل این پژوهش مشاهده نمی‌شود و متغیرها از استقلال نسبی مناسبی برخوردارند. نتایج بارهای عاملی، پایایی، روایی و مقادیر شاخص‌های هم‌خطی چندگانه در جدول ٤ قابل مشاهده است.

---

[1]. Variance Inflation Factor (VIF)
[2]. tolerance

جدول ۳. بارهای عاملی مدل اندازه‌گیری و پایایی و روایی متغیرهای مکنون

متغیر مکنون	گویه‌ها	بار عاملی	*p*	عامل تورم واریانس	شاخص اغماض (تحمل)	آلفای کرونباخ	rho_A	پایایی ترکیبی CR	میانگین واریانس استخراجی AVE	کیفیت پیش‌بینی (Q^2)
اثربخشی هزینه	CE1	۰/۹۱۲	۰/۰۰۱	۳/۱۸۳	۰/۳۱٤	۰/۸۱۹	۰/۸۵۵	۰/۸۹۳	۰/۷۳۸	۰/٤۵۳
	CE2	۰/۹۲۱	۰/۰۰۱	۳/۱۰۷	۰/۳۲۲					
	CE3	۰/۷۳۱	۰/۰۰۱	۱/۲۹۲	۰/۷۷٤					
تناسب وظیفه- فناوری	TTF1	۰/۸۸۵	۰/۰۰۱	۲/٤۹۲	۰/٤۰۱	۰/۸۹۰	۰/۸۹٤	۰/۹۲٤	۰/۷۵۳	۰/۵٤۵
	TTF2	۰/۸۹۹	۰/۰۰۱	۳/۰۸۹	۰/۳۲٤					
	TTF3	۰/۸۵۲	۰/۰۰۱	۱/۹۵٦	۰/۵۱۱					
	TTF4	۰/۸۳۳	۰/۰۰۱	۲/۰۳۲	۰/٤۲۹					
انتظار عملکرد	PE1	۰/۹۰٦	۰/۰۰۱	۱/۹۲۲	۰/۵۲۰	۰/۹۰۳	۰/۹۰٦	۰/۹۳۹	۰/۸۳۷	۰/۵۹۱
	PE2	۰/۹۰٤	۰/۰۰۱	۱/٦۷۰	۰/۵۹۹					
	PE3	۰/۹۳٤	۰/۰۰۱	۱/۹۲۸	۰/۵۱۹					
نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی	SEC1	۰/۸۵۷	۰/۰۰۱	۲/۵٦۵	۰/۳۹۰	۰/۸۷۱	۰/۸۷٦	۰/۹۲۱	۰/۷۹٦	۰/۵۲۸
	SEC2	۰/۹۰۸	۰/۰۰۱	۲/۷۳۸	۰/۳٦۵					
	SEC3	۰/۹۱۰	۰/۰۰۱	۱/۱۱۲	۰/۸۹۹					
تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی	AIA1	۰/۸۹٤	۰/۰۰۱	۲/۵۹۳	۰/۳۸٦	۰/۹۲٤	۰/۹۲۵	۰/۹٤٦	۰/۸۱۵	۰/٦۲۹
	AIA2	۰/۹۱٤	۰/۰۰۱	۲/۷٦۰	۰/۳٦۲					
	AIA3	۰/۹۰۵	۰/۰۰۱	۳/۲۸۸	۰/۳۰٤					
	AIA4	۰/۸۹۸	۰/۰۰۱	۳/۰۲۵	۰/۳۳۱					
استفاده از هوش مصنوعی	ITU1	۰/۸۷۲	۰/۰۰۱	۲/۷۵۱	۰/۳٦٤	۰/۹۲۰	۰/۹۲۱	۰/۹٤۳	۰/۸۰٦	۰/٦۱۹
	ITU2	۰/۹۲۵	۰/۰۰۱	۲/۸۵۰	۰/۳۵۱					
	ITU3	۰/۹۲٤	۰/۰۰۱	۲/۲۹۵	۰/٤۳٦					
	ITU4	۰/۸۷۰	۰/۰۰۱	۲/۷۷۲	۰/۳٦۱					

در نهایت، مدل اندازه‌گیری بیرونی باید مورد کیفیت‌سنجی قرار گیرد. معیارهای تناسب و برازش به‌شکل کواریانس محورها در روش‌های حداقل مربعات جزیی وجود ندارند، یعنی؛ شاخص‌های برازش نمی‌توانند به‌طور قابل اعتماد مدل‌های معتبر را از نامعتبر تشخیص دهند (Ringle et al., 2022). بنابراین، از شاخص کیفیت پیش‌بینی (مجذور Q[1]) متغیرهای آشکار از متغیر مکنون استفاده شد (Moradi & Miralmasi, 2020). مطابق با ادبیات دهه اخیر، مقدار این شاخص باید بزرگ‌تر از صفر باشد؛ اگرچه برای تفسیر آن می‌توان از مقادیر ۰/۰۲، ۰/۱۵ و ۰/۳۵ به‌ترتیب از ضعیف تا قوی استفاده کرد (Becker et al., 2013). همان‌گونه که در جدول ۳ مشاهده می‌شود مقادیر کیفیت پیش‌بینی مدل بیرونی در سطح کیفیت قوی ارزیابی شده است.

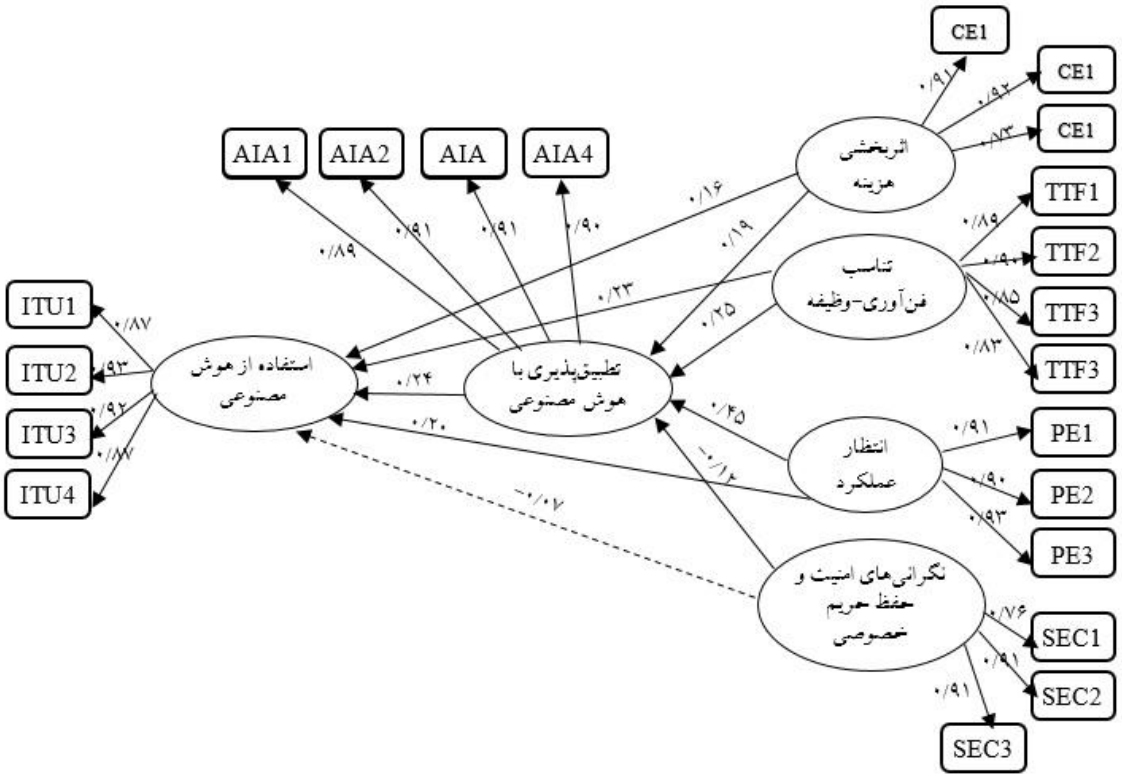
[1] Q square

روایی واگرای متغیرهای مکنون پژوهش با آزمون فورنل و لارکر سنجیده است. جدول ٤ نشان می‌دهد جذر میانگین واریانس استخراجی هر متغیر مکنون (قطر واریانس) از ضریب همبستگی آن متغیر مکنون با سایر متغیرها بیشتر است. بنابراین، مطابق با معیار .Ab Hamid et al (2017) می‌توان گفت که روایی واگرای متغیرها احراز شده است.

جدول ٤. نتایج به‌دست آمده از بررسی روایی واگرا با آزمون فورنل و لارکر

متغیر مکنون	۱	۲	۳	٤	۵	٦
۱. تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی	۰/۹۰۳					
۲. اثربخشی هزینه	۰/۸۱۷	۰/۸۵۹				
۳. استفاده از هوش مصنوعی	۰/۷۸۱	۰/۷۲٦	۰/۸۹۸			
٤. انتظارات عملکرد	۰/۸۷۳	۰/۷٦۱	۰/۷٤۹	۰/۹۱۵		
۵. نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی	-۰/٤٦۱	-۰/۳۵۳	-۰/۳۹۳	-۰/۳۷۲	۰/۸۹۲	
٦. تناسب فناوری -وظیفه	۰/۸٤۷	۰/۸۰۳	۰/۷۵۵	۰/۷۹٤	-۰/۳۵٤	۰/۸٦۸

بدین‌ترتیب، مدل بیرونی پژوهش روایی، پایایی و کیفیت مشاهدات گردآوری‌شده از ابزار را تایید کرد، بنابراین، در ادامه، مدل درونی (ساختاری) پژوهش جهت آزمون فرضیه‌های پژوهش و دقت پیش‌بینی متغیرهای درون‌زاد (Tarka, 2018) اجرا شد. نتایج آزمون مدل ساختاری در حالت تخمین ضرائب استاندارد در شکل ۲ و جدول ۵ قابل مشاهده است.



شکل ۲. مدل نهایی پژوهش در حالت تخمین ضرایب استاندارد

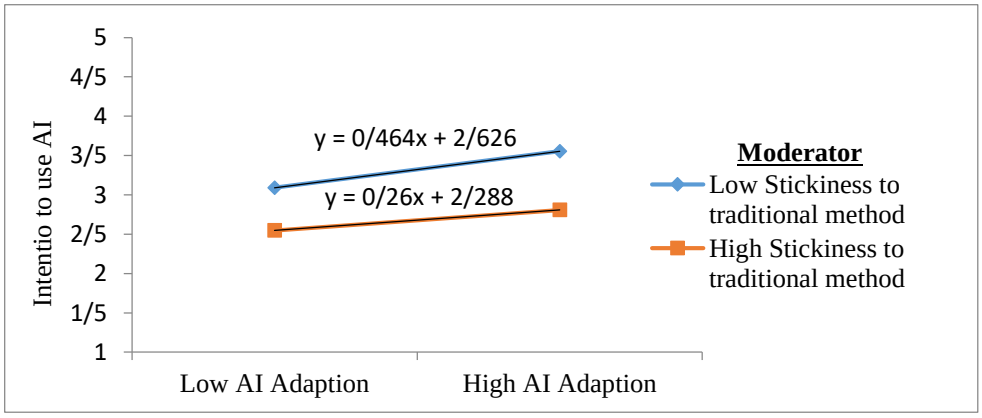
جدول ۵. نتایج به‌دست آمده از آزمون فرضیه‌های مستقیم و میانجی پژوهش

فرضیه‌های مستقیم و میانجی پژوهش	ضریب استاندارد مسیر	t	p
۱. اثربخشی هزینه ← تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی	۰/۱۹	٤/٥١	<۰/۰۰۱
۲. اثربخشی هزینه ← استفاده از هوش مصنوعی	۰/۱٦	۲/۱۰	۰/۰۳٦
۳. تناسب فناوری – وظیفه ← تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی	۰/۲٥	۶/۱۶	<۰/۰۰۱
٤. تناسب فناوری – وظیفه ← استفاده از هوش مصنوعی	۰/۲۳	۲/٥۱	۰/۰۱۳
٥. انتظار عملکرد ← تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی	۰/۴٥	۱۰/۶۱	<۰/۰۰۱
٦. انتظار عملکرد ← استفاده از هوش مصنوعی	۰/۲۰	۲/۷۰	۰/۰۰۷
۷. نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی ← تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی	-۰/۱۲	۳/۹۲	<۰/۰۰۱
۸. نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی ← استفاده از هوش مصنوعی	-۰/۰۷	۱/٥۴	۰/۱۲۴
۹. تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی ← استفاده از هوش مصنوعی	۰/۲۴	۲/٥٥	۰/۰۱۱
۱۰. اثربخشی هزینه ←تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی ← استفاده از هوش مصنوعی	۰/٤۳	۲/۳۳	۰/۰۲٥
۱۱. تناسب فناوری – وظیفه ← تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی ← استفاده از هوش مصنوعی	۰/٤۹	۲/۸۱	۰/۰۰٥
۱۲. انتظار عملکرد ← تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی ← استفاده از هوش مصنوعی	۰/٦۹	۳/٤٤	۰/۰۰۱
۱۳. نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی ← تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی ← استفاده از هوش مصنوعی	۰/۳٦	۲/۰۲	۰/۰٤٤

نتایج به‌دست آمده از آزمون فرضیه‌های نخست تا سیزدهم پژوهش با استفاده از روش مدل‌یابی معادلات ساختاری پژوهش (جدول ۵) نشان می‌دهد که متغیرهای اثربخشی هزینه (β = ۰/۱۹ ،p<۰/۰۰۱)، تناسب فناوری –وظیفه (β = ۰/۲٥ ،p<۰/۰۰۱)، انتظار عملکرد (β = ۰/٤٥ ،p<۰/۰۰۱) و نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی (β = -۰/۱۲ ،p<۰/۰۰۱) بر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی تاثیرگذار هستند. در این بین تاثیر نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی بر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی دارای اثر منفی است، به این معنا که هر چه اساتید دانشگاه آزاد بیشتر نگران امنیت داده‌ها و حریم خصوصی خود باشند کمتر تمایل دارند که با هوش مصنوعی تطبیق پیدا کنند. متغیرهای اثربخشی هزینه (β = ۰/۱٦ ،p = ۰/۰۳٦)، تناسب فناوری –وظیفه (β = ۰/۲۳ ،p = ۰/۰۱۳)، انتظار عملکرد (β = ۰/۲۰ ،p = ۰/۰۰۷)، و تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی (β = ۰/۲٤ ،p = ۰/۰۱۱) بر متغیر مکنون استفاده از هوش مصنوعی تاثیر می‌گذارند؛ اما اثر نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی بر استفاده از هوش مصنوعی غیرمعنی‌دار است (۰/۱۲٤ = p، ۰/۰۷– = β). مقدار ضریب تعیین برای متغیر میانجی (تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی) برابر با ۰/۷۲ و متغیر وابسته (استفاده از هوش مصنوعی) برابر با ۰/٥٦ به‌دست آمد که با توجه به ملاک Chin (2010) به‌ترتیب قوی و متوسط نزدیک به قوی ارزیابی می‌شود. براساس نظر Chin (2010) مقدار ضریب تعیین کمتر از ۰/۱۹ پیش‌بینی ضعیف، بیشتر از ۰/۳۳ متوسط و در نهایت بالای ۰/٦۷ پیش‌بینی قوی خواهد بود

برای تحلیل متغیر میانجی از تحلیل بوت‌استراپ استفاده شد. همان‌گونه که در جدول ۵ مشاهده می‌شود تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی در رابطه بین متغیرهای اثربخشی هزینه (p=۰/۰۲۵، β= ۰/٤۳)، تناسب فناوری - وظیفه (p = ۰/۰۰۵، β = ۰/٤۹)، انتظار عملکرد (p = ۰/۰۰۱، β = ۰/٦۹) و نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی (p = ۰/۰٤٤، β = ۰/۳٦) بر استفاده از هوش مصنوعی نقشی میانجی دارد. لازم به ذکر است براساس یافته‌ها، متغیر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی در رابطه بین اثربخشی هزینه، تناسب فناوری، و انتظار عملکرد با استفاده از هوش مصنوعی داری نقش میانجی جزیی است اما در رابطه بین نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی و استفاده از هوش مصنوعی نقش میانجی کامل دارد.

نقش متغیرهای تعدیل‌کننده را می‌توان با استفاده از انواع تکنیک‌های تجربی بررسی کرد. بااین‌حال، همه روش‌های تحلیل تعدیل‌گر به یک اندازه توسعه نیافته‌اند. در این پژوهش، روی دو روش تمرکز می‌شود: نخست طرح‌های اندازه‌گیری تعاملی یا حاصل‌ضربی و دوم طرح‌های بین پاسخ‌دهندگان یا طرح‌های بین‌گروهی. هر دو طرح در علوم اجتماعی بسیار رایج هستند (Montoya, 2019). در بخش نخست، متغیر دلبستگی به روش‌های آموزش سنتی با توجه به مقیاس اندازه‌گیری آن (فاصله‌ای/نسبی) بر مبنای روش حاصل‌ضربی یا تعاملی مورد تحلیل اثرات تعدیلی قرار گرفت. این نوع از متغیرها اثرات متغیرهای برون‌زاد بر درون‌زاد را تقویت یا تضعیف می‌کنند (Dawson, 2014). نتایج به‌دست‌آمده از فرضیه چهاردهم نشان داد که تاثیر متغیر تعدیل‌گر دلبستگی به روش‌های آموزش سنتی بر رابطه علّی تطبیق‌پذیری هوش مصنوعی و استفاده از هوش مصنوعی تایید می‌شود (p = ۰/۰۰۵، β = −۰/۰۵۱). علامت مسیر منفی است که خبر از تضعیف رابطه علّی می‌دهد. همان‌گونه که در شکل ۳ مشاهده می‌شود تاثیر تطبیق‌پذیری هوش مصنوعی بر استفاده از هوش مصنوعی زمانی قوی‌تر است که دلبستگی به آموزش سنتی پایین باشد. به بیان دیگر، هر چه دلبستگی به آموزش سنتی در بین اساتید دانشگاه بیشتر باشد، اثر تعاملی آن در رابطه علّی تطبیق‌پذیری هوش مصنوعی بر استفاده از هوش مصنوعی قوی‌تر خواهد بود. عکس این مورد نیز درست است، یعنی اگر دلبستگی به آموزش سنتی در بین اساتید دانشگاه کمتر باشد اثر تعاملی آن در رابطه علّی تطبیق‌پذیری هوش مصنوعی بر استفاده از هوش مصنوعی ضعیف‌تر خواهد بود و اساتید زودتر خود را با هوش مصنوعی تطبیق داده و از آن استفاده می‌کنند.



شکل۳. اثر تضعیف و تقویت متغیر تعدیل‌گر

در بخش دوم براساس متغیرهای تعدیل‌کننده طبقه‌ای، تحلیل چندگروهی[1] برای متغیر جنسیت (فرضیه ۱۵) و تجربه استفاده از هوش مصنوعی (فرضیه ۱٦) با توجه به اهمیت مقایسه تجربی مدل بین گروه انجام گرفت که نتایج آن در جدول ٦ مشاهده می‌شود.

جدول ٦. تحلیل تعدیل‌گر چندگروهی برای متغیر جمعیت‌شناختی جنسیت و تجربه استفاده از هوش مصنوعی

مسیرها	جنسیت			تجربه استفاده هوش مصنوعی		
	ضرائب مسیر	سطح معنی‌داری	نتیجه	ضرائب مسیر	سطح معنی‌داری	نتیجه
اثربخشی هزینه ← تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی	۰/۰٦	۰/٤۷۹	رد	۰/۰۳	۰/۷۱۰	رد
اثربخشی هزینه ← استفاده از هوش مصنوعی	۰/۲۵	۰/۱۳۰	رد	۰/۱۳	۰/٤٤۰	رد
تناسب فناوری – وظیفه ← تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی	۰/۱٦	۰/۱۱۹	رد	۰/۱۱	۰/۳۰۰	رد
تناسب فناوری – وظیفه ← استفاده از هوش مصنوعی	۰/۰۱	۰/۳۰۰	رد	۰/۲۹	۰/۱۲۰	رد
انتظار عملکرد ← تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی	۰/۱۵	۰/۱۰۲	رد	۰/۱۸	۰/۰٤۸	تایید
انتظار عملکرد ← استفاده از هوش مصنوعی	۰/۱۹	۰/۲۱۲	رد	۰/۱٤	۰/۱٦۰	رد
امنیت و نگرانی حریم خصوصی ← تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی	۰/۰٦	۰/۳۰۳	رد	۰/۱۲	۰/۰٦۲	رد
امنیت و نگرانی حریم خصوصی ← استفاده از هوش مصنوعی	۰/۰۳	۰/۷٤۹	رد	۰/۱٤	۰/۱٦۰	رد
تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی ← استفاده از هوش مصنوعی	۰/٤۰	۰/۰۵٦	رد	۰/۱۰	۰/٦٦۰	رد

بر این اساس، تحلیل چندگروهی نشان داد در بین گروه مردان و زنان و همچنین، گروه‌های تجربه/عدم‌تجربه استفاده از هوش مصنوعی (به‌جز یک مورد) تفاوتی معنی‌دار وجود ندارد. فقط در فرضیه تاثیر انتظار عملکرد بر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی بین دو گروه تجربه‌کنندگان/ غیرتجربه‌کنندگان استفاده از هوش مصنوعی تفاوتی معنی‌دار وجود داشت (β = ۰/۱۸ ،p = ۰/۰٤۸).

بحث و نتیجه‌گیری

این مطالعه به‌دنبال تعیین عوامل موثر بر استفاده از هوش مصنوعی با نقش میانجی تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی و تعدیل‌گر دلبستگی به آموزش سنتی در میان اساتید دانشگاه آزاد بود. در این راستا، فرضیه‌های پژوهش تدوین شدند و از راه روش مدل‌یابی معادلات ساختاری مورد آزمون قرار گرفتند.

آزمون فرضیه‌های اول و دوم نشان داد که اثربخشی هزینه تأثیری مثبت و معنی‌دار بر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی و نیز استفاده از هوش مصنوعی دارد. همچنین، آزمون فرضیه دهم نشان داد که اثربخشی هزینه از راه تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی و به‌صورت غیرمستقیم استفاده از هوش مصنوعی را تقویت می‌کند. این یافته‌ها ازنظر جهت اثر (مثبت بودن تاثیر) و همچنین، تایید نقش میانجی تطبیق‌پذیری، با پژوهش‌های گذشته (Abdelaal & Al Sawi, 2024; Al-Adwan & Al-Debei, 2024; Khuong et al., 2023; Osei et al., 2022; Sabiteka et al., 2025; Tovar & Gutiérrez Ocegueda, 2025) هم‌سو هستند. بنابراین، می‌توان استدلال کرد محدودیت‌های مالی اغلب منابع موجود برای

[1] MGA (Multi-Group Analysis)

فناوری‌های آموزشی را تعیین می‌کنند. وقتی اساتید، هوش مصنوعی را در مقایسه با روش‌های سنتی یا سایر فناوری‌ها، یک راه‌حل مقرون‌به‌صرفه می‌دانند، احتمالی بیشتر دارد که آن را بپذیرند. این سازگاری نه‌تنها اثربخشی تدریس آن‌ها را افزایش می‌دهد بلکه دانشجویان را برای آینده‌ای مبتنی‌بر فناوری آماده می‌کند. افزون‌بر این، با توجه به اینکه دانشگاه‌ها به‌گونه‌ای فزاینده با فشارهای بودجه‌ای مواجه هستند، نیاز به راه‌حل‌های مقرون‌به‌صرفه از اهمیت بالایی برخوردار می‌شود و اهمیت توجه به اثربخشی هزینه در استفاده از هوش مصنوعی را تقویت می‌کند.

یافته‌های به‌دست‌آمده از آزمون فرضیه‌های سوم و چهارم نشان دادند که تناسب فناوری –وظیفه بر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی و استفاده از هوش مصنوعی تأثیری مثبت و معنی‌دار دارد. همچنین، با آزمون فرضیه یازدهم مشخص شد که تناسب فناوری –وظیفه از راه تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی و به‌صورت غیرمستقیم بر استفاده از هوش مصنوعی تاثیر دارد. این نتایج ازنظر جهت اثر (مثبت بودن تاثیر) و همچنین، تایید نقش میانجی تطبیق‌پذیری، با پژوهش‌های گذشته (Al-Mamary et al., 2024; Howard & Hair, 2023; Pillai & Sivathanu, 2020) هم‌خوانی دارند. بنابراین، باورهای اساتید در مورد عملکرد، سازگاری و سهولت استفاده از هوش مصنوعی مستقیماً بر تمایل آن‌ها برای ادغام این فناوری‌ها در تدریس‌شان تأثیر می‌گذارد. وقتی اساتید هوش مصنوعی را به‌عنوان ابزاری ارزشمند که اثربخشی تدریس و مشارکت دانشجویان را افزایش می‌دهد، درک می‌کنند، احتمالی بیشتر دارد که آن را بپذیرند. برای بسط این فرضیه، ضروری است که نقش توسعه حرفه‌ای مداوم و سیاست‌های نهادی که سواد هوش مصنوعی را در بین اساتید ارتقا می‌دهند، در نظر گرفته شود.

نتایج به‌دست آمده از آزمون فرضیه‌های پنجم و ششم نشان دادند که انتظار عملکرد بر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی و استفاده از هوش مصنوعی تأثیری مثبت و معنی‌دار دارد. همچنین، در آزمون فرضیه دوازدهم مشخص شد که انتظار عملکرد از راه تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی و به‌صورت غیرمستقیم بر استفاده از هوش مصنوعی تاثیر دارد. این نتایج ازنظر جهت اثر (مثبت بودن تاثیر) و همچنین، تایید نقش میانجی تطبیق‌پذیری، با پژوهش‌های پیشین (Buabeng-Andoh & Baah, 2020; Ferri et al., 2023; Martins et al., 2014) هم‌سو هستند. نتایج این فرضیه‌ها را می‌توان از راه نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری توضیح داد، که انتظار عملکرد را به‌عنوان یک عامل تعیین‌کننده کلیدی در پذیرش فناوری معرفی می‌کند. هنگامی که اساتید، هوش مصنوعی را در افزایش قابلیت‌های تدریس خود مفید و مؤثر می‌دانند، احتمالی بیشتر دارد که این فناوری‌ها را پذیرفته و در گردش کار خود ادغام کنند. این تقویت مثبت، چرخه‌ای ایجاد می‌کند که در آن افزایش استفاده منجر به آشنایی و راحتی بیشتر با هوش مصنوعی می‌شود و سازگاری را بیشتر افزایش می‌دهد. بنابراین، برای افزایش سازگاری اساتید دانشگاه با فناوری‌های هوش مصنوعی، دانشگاه آزاد باید برنامه‌های آموزشی هدفمندی را اجرا کند که به‌وضوح مزایای عملی و اثربخشی ابزارهای هوش مصنوعی را در محیط‌های آموزشی نشان دهد. همچنین، پیشنهاد می‌شود این دانشگاه سیستم‌هایی برای گردآوری بازخورد از اساتید و دانشجویان در مورد تجربیاتشان با هوش مصنوعی پیاده‌سازی کند. این امر می‌تواند به شناسایی زمینه‌های بهبود و تقویت سودمندی ادراک‌شده این فناوری‌ها کمک کند. این حلقه بازخورد می‌تواند اعتماد و تمایل به پذیرش راه‌حل‌های هوش مصنوعی را افزایش دهد.

نتیجهٔ مربوط به آزمون فرضیه هفتم نشان داد که نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی بر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی تاثیر منفی و معنی‌داری دارد. به بیان دیگر، اگر اساتید دانشگاه نسبت به عدم موارد سرقت هویت، نقض حریم خصوصی، و استفاده نادرست از اطلاعات توسط هوش مصنوعی بیشتر مطمئن شوند، تطبیق‌پذیری آنان با هوش مصنوعی

بهبود می‌یابد. بنابراین، نگرانی‌های امنیتی و حریم خصوصی موانع اصلی پذیرش فناوری‌های هوش مصنوعی در آموزش هستند. نتیجه این فرضیه ازنظر جهت اثر (منفی بودن تاثیر) با پژوهش‌های پیشین (Gusnan & Utomo, 2024; Lee et al., 2020; Li et al., 2025b; Yadegaridehkordi et al., 2020) هم‌سوست. می‌توان استدلال کرد وقتی به مربیان اطمینان داده شود که از داده‌های آن‌ها و دانشجویان آنان محافظت می‌شود، احتمالی بیشتر دارد که از ابزارهای هوش مصنوعی استقبال کنند و این امر منجر به افزایش تجربیات تدریس و یادگیری شود. برای توسعه بیشتر این فرضیه، می‌توان استدلال کرد که دانشگاه‌ها باید سیاست‌های قوی حفاظت از داده‌ها را اجرا کنند و آموزش‌هایی در مورد فناوری‌های هوش مصنوعی ارائه دهند. با پرورش فرهنگ شفافیت و امنیت، می‌توان به مربیان این قدرت را داد که از هوش مصنوعی به‌طور مؤثر استفاده کنند و در نهایت، نتایج آموزشی را بهبود بخشند. افزون‌بر این، مشارکت دادن اساتید در بحث‌ها در مورد استفاده اخلاقی از هوش مصنوعی می‌تواند با افزایش اعتماد، نگرانی‌ها را کاهش دهد و به سازگاری بیشتر منجر شود.

یافته مربوط به فرضیه هشتم نشان داد که نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی بر استفاده از هوش مصنوعی تاثیر ندارد و این فرضیه رد شد، اما فرضیه سیزدهم تایید شد که نگرانی‌های امنیت و حفظ حریم خصوصی از راه تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی و به‌طور غیرمستقیم بر استفاده از هوش مصنوعی تاثیرگذار است. تأیید این فرضیه میانجی نشان می‌دهد که تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی نقش کلیدی در تبیین مسیر تاثیرگذاری نگرانی‌های حریم خصوصی بر استفاده از هوش مصنوعی ایفا می‌کند. تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی به معنای توانایی هوش مصنوعی در انطباق با نیازها، ترجیحات یا تنظیمات حریم خصوصی کاربر، می‌تواند نگرانی‌های اولیه را کاهش دهد (Namoro, 2025). براساس ادبیات پژوهش می‌توان گفت نگرانی‌های حریم خصوصی می‌توانند ابعاد گوناگونی داشته باشند. برای مثال، Guo et al. (2025) نشان دادند که نگرانی‌های حریم خصوصی روان‌شناختی ممکن است حتی تمایل به استفاده از هوش مصنوعی را افزایش دهد، درحالی‌که نگرانی‌های مربوط به حریم خصوصی اطلاعاتی مثل سرقت یا افشای داده‌ها و از دست دادن کنترل شخصی، معمولاً مانع پذیرش آن می‌شود. این تفاوت در انواع نگرانی‌ها می‌تواند باعث شود که تأثیر مستقیم کلی آن‌ها بر استفاده، مشاهده نشود یا حتی خنثی شود. بنابراین، توسعه‌دهندگان و ارائه‌دهندگان هوش مصنوعی باید بر طراحی سیستم‌هایی تمرکز کنند که نه‌تنها ازنظر فنی امن و حافظ حریم خصوصی باشند، بلکه قابلیت تطبیق با انتظارات و نیازهای حریم خصوصی کاربران را نیز داشته باشند. این تطبیق‌پذیری می‌تواند شامل ارائه کنترل‌های دقیق‌تر حریم خصوصی، شفافیت در مورد نحوه استفاده از داده‌ها، و قابلیت شخصی‌سازی تجربه کاربری باشد تا نگرانی‌های کاربران را به‌طور مؤثرتری مدیریت کرده و پذیرش هوش مصنوعی را تسهیل کند.

در مورد فرضیه نهم یافته‌ها نشان دادند که تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی بر استفاده از هوش مصنوعی تاثیر دارد. نتیجه این فرضیه ازنظر جهت اثر (مثبت بودن تاثیر) با پژوهش‌های گذشته (Begum, 2024; Chatterjee et al., 2023; Khuong et al., 2023) هم‌خوانی دارد. بر این اساس هنگامی که مربیان و مؤسسات آموزشی به دانش و منابع لازم برای انتخاب ابزارهای مناسب هوش مصنوعی مجهز باشند، می‌توانند این فناوری‌ها را برای برآورده کردن نیازهای آموزشی خاص تنظیم کنند. این رویکرد متناسب نه‌تنها تجربه یادگیری را افزایش می‌دهد بلکه فرهنگ نوآوری و بهبود مستمر را در مؤسسات آموزشی پرورش می‌دهد. برای بسط بیشتر این فرضیه، در نظر گرفتن نقش توسعه حرفه‌ای مداوم برای مربیان ضروری است. با ارائه آموزش و پشتیبانی مداوم، دانشگاه‌ها می‌توانند اطمینان حاصل کنند که اعضای هیات‌علمی نه‌تنها از نوین‌ترین فناوری‌های هوش مصنوعی آگاه هستند بلکه در ادغام آن‌ها در شیوه‌های تدریس خود نیز مهارت

دارند. این سازگاری به احتمال زیاد منجر به افزایش اعتمادبه‌نفس در بین مربیان خواهد شد و در نتیجه میزان بالاتری از پذیرش و استفاده از هوش مصنوعی در دوره‌های آن‌ها را به همراه خواهد داشت.

بررسی فرضیه تعدیل‌گر (فرضیه چهاردهم) نشان داد دلبستگی به آموزش سنتی در رابطه علّی میان تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی و استفاده از هوش مصنوعی نقش تعدیل‌گری منفی دارد. این امر نشان می‌دهد که دلبستگی قوی اساتید به روش‌های سنتی آموزش و تمایل به ادامه استفاده از شیوه‌های سنتی متعارف می‌تواند موجب تضعیف تاثیر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی بر استفاده از هوش مصنوعی شود. این نتیجه ازنظر جهت اثر تعدیل‌گر (منفی بودن)، نوع سازوکار تبیین‌کننده (مقاومت شناختی و رفتاری در برابر تغییرات فناورانه)، و تأیید نقش بازدارنده باورهای آموزشی سنتی در پذیرش فناوری‌های نوین با یافته‌های پژوهش‌های پیشین (Al-Zahrani, 2024; Buele & Lerena-Aguirre, 2025) هم‌خوانی دارد. بر این اساس می‌توان استدلال کرد مربیانی که نگرش آن‌ها عمیقاً در شیوه‌های مرسوم ریشه دارد، ممکن است در برابر تغییر رویکردهای آموزشی خود مقاومت کنند. این امر می‌تواند مزایای بالقوه سازگاری با هوش مصنوعی را کاهش دهد. برعکس، کاهش اتکا به فرایندهای آشنا می‌تواند تأثیر مثبت هوش مصنوعی بر نتایج آموزش و یادگیری را افزایش دهد. این مطلب با این مفهوم هم‌سو است که پذیرش فناوری‌های نوآورانه نیاز به تغییر در طرز فکر و شیوه‌های آموزش در بین مربیان دارد. برای افزایش ادغام مؤثر هوش مصنوعی در شیوه‌های آموزشی، دانشگاه آزاد باید برنامه‌های آموزشی جامعی را برای اساتید اجرا کند که بر مزایا و کاربردهای فناوری‌های هوش مصنوعی تمرکز داشته باشند و تغییر از روش‌های سنتی تدریس به سمت رویکردهای آموزشی نوآورانه‌تر و سازگارتر را تشویق کنند.

نتایج تحلیل چندگروهی نشان داد که ساختار روابط مدل پژوهش در میان گروه‌های گوناگون ازنظر جنسیت (مردان و زنان) و همچنین، تجربه/ عدم‌تجربه استفاده از هوش مصنوعی (فرضیه‌های ۱۵ و ١٦)، در اغلب موارد از همسانی برخوردار است و تفاوتی معنی‌دار میان این گروه‌ها مشاهده نشد. این یافته حاکی از آن است که متغیرهای مورد بررسی و روابط میان آن‌ها، به‌طور کلی مستقل از ویژگی‌های جمعیت‌شناختی جنسیت و نیز سابقه استفاده از هوش مصنوعی عمل می‌کنند و مدل پیشنهادی از پایداری و تعمیم‌پذیری مناسبی در میان گروه‌های گوناگون برخوردار است. بااین‌حال، تنها در فرضیه مربوط به تأثیر انتظار عملکرد بر تطبیق‌پذیری با هوش مصنوعی، تفاوتی معنی‌دار بین گروه تجربه‌کنندگان و غیرتجربه‌کنندگان استفاده از هوش مصنوعی مشاهده شد. این نتیجه نشان می‌دهد که نقش انتظار عملکرد در شکل‌دهی به تطبیق‌پذیری افراد با هوش مصنوعی، وابسته به سطح تجربه پیشین آن‌هاست. به بیان دیگر، افرادی که تجربه استفاده از هوش مصنوعی را دارند، به احتمال زیاد براساس مواجهه با کارکردها و پیامدهای عملکردی این فناوری، انتظارات واقع‌بینانه‌تر و اثرگذارتری شکل می‌دهند؛ درحالی‌که در میان افراد فاقد تجربه، انتظار عملکرد بیشتر ماهیتی ذهنی یا انتزاعی داشته و تأثیر ضعیف‌تری بر تطبیق‌پذیری آن‌ها با هوش مصنوعی دارد.

Alrayes et al. (2024) بر این باورند که بررسی عوامل زمینه‌ای مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی، ازجمله نگرش‌های فرهنگی نسبت به فناوری و روش‌های تدریس سنتی، مهم و ضروری است. به پژوهشگران و علاقه‌مندان پیشنهاد می‌شود به نقش عوامل زمینه‌ای در مطالعات آتی توجه کنند. پژوهشگران آینده می‌توانند مطالعات طولی را برای ارزیابی تأثیرات بلندمدت ادغام هوش مصنوعی بر شیوه‌های تدریس مدّ نظر قرار دهند. همچنین، این پژوهش در میان اساتید دانشگاه آزاد اسلامی انجام شده است. به پژوهشگران پیشنهاد می‌شود در رشته‌های گوناگون برای بررسی تأثیرات چندوجهی هوش مصنوعی در آموزش همکاری کنند.

از محدودیت‌های این پژوهش، مرتبط با جامعه آماری و حجم نمونه است. حجم نمونه متوسط در نظر گرفته شده و با توجه به جامعه آماری، اساتید دانشگاه آزاد اسلامی، پیش‌زمینه‌های جمعیتی پاسخ‌دهندگان به‌طور کلی همگن است. پژوهش‌های آتی می‌توانند از نمونه‌هایی با ویژگی‌های متنوع‌تر برای دستیابی به تعمیم نتایج یافت‌شده در مطالعه استفاده کنند. همچنین، با توجه به این‌که در این پژوهش تأثیرات فرهنگی به‌طور خاص مورد بررسی قرار نگرفته است، تعمیم نتایج به زمینه‌های فرهنگی دیگر، به‌ویژه در کشورهایی با ویژگی‌های فرهنگی متفاوت، ممکن است با محدودیت‌هایی مواجه شود.

References

Abdelaal, N. M., & Al Sawi, I. (2024). Perceptions, challenges, and prospects: University professors' use of artificial intelligence in education. *Australian Journal of Applied Linguistics*, *7*(1), 1-24. https://doi.org/10.29140/ajal.v7n1.1309

Ab Hamid, M. R., Sami, W., & Sidek, M. M. (2017). Discriminant validity assessment: Use of Fornell & Larcker criterion versus HTMT Criterion. *Journal of Physics: Conference Series*, *890*, Article 012163. https://doi.org/10.1088/1742-6596/890/1/012163

Al-Adwan, A. S., & Al-Debei, M. M. (2024). The determinants of Gen Z's metaverse adoption decisions in higher education: Integrating UTAUT2 with personal innovativeness in IT. *Education and Information Technologies*, *29*(6), 7413-7445. https://doi.org/10.1007/s10639-023-12080-1

Al-Mamary, Y. H., Alfalah, A. A., Alshammari, M. M., & Abubakar, A. A. (2024). Exploring factors influencing university students' intentions to use ChatGPT: analyzing task-technology fit theory to enhance behavioral intentions in higher education. *Future Business Journal*, *10*(1), Article 119. https://doi.org/10.1186/s43093-024-00406-5

Alrayes, A., Henari, T. F., & Ahmed, D. A. (2024). ChatGPT in education–Understanding the Bahraini academics perspective. *Electronic Journal of E-Learning*, *22*(2), 112-134. https://doi.org/10.34190/ejel.22.2.3250

Al-Zahrani, A. M. (2024). From traditionalism to algorithms: Embracing artificial intelligence for effective university teaching and learning. *IgMin Research*, *2*(2), 102-112. https://doi.org/10.61927/igmin151

Anh, N. T. M., Hoa, L. T. K., Thao, L. P., Nhi, D. A., Long, N. T., Truc, N. T., & Ngoc Xuan, V. (2024). The effect of technology readiness on adopting artificial intelligence in accounting and auditing in Vietnam. *Journal of Risk and Financial Management*, *17*(1), Article 27. https://doi.org/10.3390/jrfm17010027

Awa, H. O., Ukoha, O. & Emecheta, B. C. (2016). Using T-O-E theoretical framework to study the adoption of ERP solution. *Cogent Business and Management, Cogent*, *3*(1), 1-23. https://doi.org/10.1080/23311975.2016.1196571

Becker, J. M., Rai, A., & Rigdon, E. (2013). *Predictive validity and formative measurement in structural equation modeling: Embracing practical relevance*. Research Methods and Philosophy: Thirty Fourth International Conference on Information Systems, Milan.

Begum, I. U. (2024). Role of artificial intelligence in higher education-an empirical investigation. *International Research Journal on Advanced Engineering and Management (IRJAEM)*, *2*(03), 49-53. https://doi.org/10.47392/IRJAEM.2024.0009

binti Mohd Nazri, I. S., Rodzi, Z. M., binti Razali, I. N., Abdul Rahman, H., binti Abd Rahman, A., & Al-Sharqi, F. (2023, September). *Unraveling the factors influencing the adoption of Artificial Intelligence (AI) in education*. 4th International Conference on Artificial Intelligence and Data Sciences (AiDAS) (pp. 186-193). IEEE.

Buabeng-Andoh, C., & Baah, C. (2020). Determinants of students' actual use of the learning management system (LMS): An empirical analysis of a research model. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*, *5*(2), 614-620. https://doi.org/10.25046/aj050277

Buele, J., & Lerena-Aguirre, L. (2025, July). Transformations in academic work and faculty perceptions of artificial intelligence in higher education. *Frontiers in Education.* 10, Article 1603763. https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1603763

Chang, T. S., & Bau, D. Y. (2026). Help me summarize a book: User continues to use intentions in AI reading assistants from a generative AI quality viewpoint. *Library Hi Tech*, *44*(1), 148-170. https://doi.org/10.1108/LHT-03-2024-0158

Chatterjee, S., Rana, N. P., Khorana, S., Mikalef, P. & Sharma5, A. (2023). Assessing organizational users' intentions and behavior to AI integrated CRM systems: A meta-UTAUT approach. *Information Systems Frontiers*, 25, 1299–1313. https://doi.org/10.1007/s10796-021-10181-1

Chin, W. W. (2010). *How to write up and report PLS analyses*. In V., Esposito Vinzi, W. Chin, J. Henseler, & H. Wang (Eds), Handbook of partial least squares: Concepts, methods and applications in marketing and related fields (pp. 655 – 690). Springer Handbooks of Computational Statistics. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-32827-8_29

Dawson, J. F. (2014). Moderation in management research: What, why, when, and how. *Journal of Business and Psychology*, *29*(1), 1–19. https://doi.org/10.1007/s10869-013-9308-7

Eden, C. A., Chisom, O. N., & Adeniyi, I. S. (2024). Integrating AI in education: Opportunities, challenges, and ethical considerations. *Magna Scientia Advanced Research and Reviews*, *10*(2), 6-13. https://doi.org/10.30574/msarr.2024.10.2.0039

Esakkiammal, S., & Kasturi, K. (2024). Advancing educational outcomes with artificial intelligence: Challenges, opportunities, and future directions. *International Journal of Computational and Experimental Science and Engineering*, *10*(4), 1749-1756. https://doi.org/10.22399/ijcesen.799

Familoni, B. T., & Onyebuchi, N. C. (2024). Advancements and challenges in AI integration for technical literacy: A systematic review. *Engineering Science & Technology Journal*, *5*(4), 1415-1430. https://doi.org/10.51594/estj.v5i4.1042

Ferri, L., Maffei, M., Spano, R., & Zagaria, C. (2023). Uncovering risk professionals' intentions to use artificial intelligence: empirical evidence from the Italian setting. *Management Decision*. https://doi.org/10.1108/MD-02-2023-0178

Goertzel, B. (2014). Artificial general intelligence: Concept, state of the art, and future prospects. *Journal of Artificial General Intelligence*, 5(1), 1-46. https://doi.org/10.2478/jagi-2014-0001

Goodboy, A. K., & Martin, M. M. (2020). Omega over alpha for reliability estimation of unidimensional communication measures. *Annals of the International Communication Association*, *44*(4), 422–439. https://doi.org/10.1080/23808985.2020.1846135

Guo, T., Wu, Q., & Cai, F. (2025). When privacy concerns drive AI adoption: A psychological perspective. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 1-15. https://doi.org/10.1108/JRIM-02-2024-0122

Gusnan, Z. K., & Utomo, R. G. (2024). Factors affecting user's acceptance of adopting biometrics technologies using the tam model. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, *5*(4), 309-320. https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.4.2249

Hair, J., & Alamer, A. (2022). Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) in second language and education research: Guidelines using an applied example. *Research Methods in Applied Linguistics*, *1*(3), 100027. https://doi.org/10.1016/j.rmal.2022.100027

Hair Jr, J. F., Gabriel, M., L. D. S., de Silva, D., & Junior, S. B. (2019). Development and validation of attitudes measurement scales: Fundamental and practical aspects. *RAUSP Management Journal*, *54*(4), 490-507. https://doi.org/10.1108/RAUSP-05-2019-0098

Hair, J. F., Howard, M. C., & Nitzl, C. (2020). Assessing measurement model quality in PLS-SEM using confirmatory composite analysis. *Journal of Business Research*, *109*, 101–110. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.11.069

Hair, J. F., Sarstedt, M., Ringle, C. M., & Gudergan, S. P. (2024). *Advanced issues in partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (2nd ed.), Thousand Oaks, CA: Sage.

Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2021). *Artificial intelligence in education: Promises and implications for teaching and learning*. Center for Curriculum Redesign.

Howard, M. C., & Hair Jr, J. F. (2023). Integrating the expanded task-technology fit theory and the technology acceptance model: A multi-wave empirical analysis. *AIS Transactions on Human-Computer Interaction*, *15*(1), 83-110. https://doi.org/10.17705/1thci.00184

Ifenthaler, D., Majumdar, R., Gorissen, P., Judge, M., Mishra, S., Raffaghelli, J., & Shimada, A. (2024). Artificial intelligence in education: Implications for policymakers, researchers, and practitioners. *Technology, Knowledge and Learning*, *29*(4), 1693-1710. https://doi.org/10.1007/s10758-024-09747-0

Iqbal, M., Khan, N. U., & Imran, M. (2024). The role of artificial intelligence (AI) in transforming educational practices: Opportunities, challenges, and implications, *Qlantic Journal of Social Sciences and Humanities*, 5(2), 348 – 359. https://doi.org/10.55737/qjss.349319430

Ivezic, M. (March 3, 2017). *The 1956 Dartmouth Workshop: The Birthplace of Artificial Intellicene (AI)*. PostQuantum.

Jaruwanakul, T. (2024). The influence of AI-CRM adoption and big data analytical capability on firm performance of large enterprises in Thailand, *Global Business & Finance Review*, *29*(2), 112-126. https://doi.org/10.17549/gbfr.2024.29.2.112

Khuong, N. V., Anh, L. H. T., Ha, L. T. N., Cuong, L. V., Ngan, N. P. T., Thu, H. T. M., & Minh, L. K. (2023). Factors affecting decision to adopt artificial intelligence during COVID-19 pandemic period: Evidence from PLS-SEM and fsQCA. *Vision: The Journal of Business Perspective*. https://doi.org/10.1177/09722629221149847

Lee, S., Suk, J., Ha, H. R., Song, X. X., & Deng, Y. (2020, January). *Consumer's information privacy and security concerns and use of intelligent technology*. In International Conference on Intelligent Human Systems Integration (pp. 1184-1189). Cham: Springer International Publishing.

Levy, P. S., & Lemeshow, S. (2013). *Sampling of populations: Methods and applications*. John Wiley & Sons.

Li, S., Zhang, H., & Du, Z. (2025a). *Factors influencing college students' willingness to use generative artificial intelligence tools-based on the UTAUT Model*. 11th International Conference on Education and Training Technologies (ICETT), Macao, China, pp. 57-70, https://doi.org/10.1109/ICETT66247.2025.11136950.

Li, X., Song, Y., & Zhu, Z. (2025b). The impact of public privacy concerns on the acceptance of AI in Social Good Projects. *Highlights in Science, Engineering and Technology*, *131*, 247-255. https://doi.org/10.54097/bfp6m518

Lin, T. C. & Huang, C. C. (2008). Understanding knowledge management system usage antecedents: an integration of social cognitive theory and task technology fit. *Information & Management*, *45*(6), 410-417. https://doi.org/10.1016/j.im.2008.06.004

Lowry, P. B., & Gaskin, J. (2014). Partial Least Squares (PLS) Structural Equation Modeling (SEM) for building and testing behavioral causal theory: When to choose it and how to use It. *IEEE Transactions on Professional Communication*, *57*(2), 123–146. https://doi.org/10.1109/TPC.2014.2312452

Martins, C., Oliveira, T., & Popovič, A. (2014). Understanding the internet banking adoption: A unified theory of acceptance and use of technology and perceived risk application. *International Journal of Information Management*, *34*(1), 1-13. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2013.06.002

Mauti, J. M., & Ayieko, D. S. O. (2025). Ethical implications of artificial intelligence in university education. *East African Journal of Education Studies*, *8*(1), 159-167. https://doi.org/10.37284/eajes.8.1.2583

Mellat, N., Ebrahimi Qavam, S., Gholamali Lavasani, M., Moradi, M., & Sadipour, E. (2023). The role of cognitive, emotional, and spiritual development in adult psychological well-being. *Journal of Spirituality in Mental Health*, *25(*1), 31-54. https://doi.org/10.1080/19349637.2022.2121239

Montoya, A. K. (2019). Moderation analysis in two-instance repeated measures designs: Probing methods and multiple moderator models. *Behavior Research Methods*, *51*(1), 61–82. https://doi.org/10.3758/s13428-018-1088-6

Moradi, M., & Miralmasi, A. (2020). *Pragmatic research method* (1st ed.). Tehran: School of quantitative and qualitative research. Retrieved from: https://analysisacademy.com. [In Persian]

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

Namoro, I. K. E. (2025). Fulfilling customer contentment: The impact of passenger's preferences and characteristics on the use of catboats for booking and inquiries. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*, *13*(4), 3417-3439. https://doi.org/ 10.22214/ijraset.2025.68988

Neuman, W. L. (2014). *Social research methods: Qualitative and quantitative approaches* (7th ed.). Pearson.

Orlanda-Ventayen, C. C. (2024). *Empowering education through transformative role of Artificial Intelligence (AI) in teaching and learning: Educators' perspective and research trends*. 9th International Conference on Information Technology and Digital Applications (ICITDA), Nilai, Negeri Sembilan, Malaysia, 07-08 November 2024

Osei, H. V., Kwateng, K. O., & Boateng, K. A. (2022). Integration of personality trait, motivation and UTAUT 2 to understand e-learning adoption in the era of COVID-19 pandemic. *Education and Information Technologies*, 1-26. https:// doi.org/ 10. 1007/ s10639- 022- 11047-y

Patel, D., & Kore, S. A. (2020). Artificial intelligence: Future impacts, challenges and recommendations on healthcare services. *International Journal of Community Medicine and Public Health*, *7*(4), 1596-1598. https://doi.org/10.18203/2394-6040.ijcmph20201480

Phua, J. T. K., Neo, H. F., & Teo, C. C. (2025). Evaluating the impact of artificial intelligence tools on enhancing student academic performance: Efficacy Amidst security and privacy concerns. *Big Data and Cognitive Computing*, *9*(5), Article 131. https://doi.org/10.3390/bdcc9050131

Pillai, R., & Sivathanu, B. (2020). Adoption of artificial intelligence (AI) for talent acquisition in IT/ITeS organizations. *Benchmarking: An international Journal*, *27*(9), 2599-2629. https://doi.org/10.1108/BIJ-04-2020-0186

Ringle, C. M., Wende, S., & Becker, J. M. (2022). *SmartPLS 4*. SmartPLS. https://www.smartpls.com

Sabiteka, M., Yu, X., & Sun, C. (2025). A model for educational technology adoption in developing countries. https://doi.org/10.20944/preprints202503. 0603. v1

Samimi, R., & Okazaki, T. (2025). Sequential Bayesian SEM for task technology fit. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*, *16*(1), 1-5. https://doi.org/10.26483/ijarcs.v16i1.7176

Shakhina, I. Y., & Podzygun, O. A. (2025). Integration of artificial intelligence technologies in education: Challenges and prospects. *Modern Information Technologies and Innovation Methodologies of Education in Professional Training Methodology Theory Experience Problems*, *75*, 161-172. https://doi.org/10.31652/2412-1142-2025-75-161-172

Sivathanu, B. (2019). Adoption of industrial IoT (IIoT) in auto-component manufacturing SMEs in India, *Information Resources Management Journal (IRMJ)*, IGI Global Scientific Publishing, 32(2), 52-75.

Spies, R., Grobbelaar, S., & Botha, A. (2020, April). *A scoping review of the application of the task-technology fit theory*. Responsible Design, Implementation and Use of Information and Communication Technology, Article 12066. https://doi.org/10.1007/978-3-030-44999-5_33

Ștefan, S. C., Olariu, A. A., & Popa, Ș. C. (2024). Implications of artificial intelligence on organizational agility: A PLS-SEM and PLS-POS Approach. *Amfiteatru Economic*, *26*(66), 403-420. https://doi.org/10.24818/EA/2024/66/403

Tang, T. C., Chi, L. C., & Tang, E. (2025). Effect of AI Technology Acceptance and Use on Behavioral Intentions and Career Adaptability. *Environment-Behavior Proceedings Journal*, *10*(SI27), 195-200. https://doi.org/10.21834/e-bpj.v10iSI27.6835

Tarka, P. (2018). An overview of structural equation modeling: Its beginnings, historical development, usefulness and controversies in the social sciences. *Quality and Quantity*, *52*(1), 313–354. https://doi.org/10.1007/s11135-017-0469-8

Tovar, I. Z., & Gutiérrez Ocegueda, G. J. R. (2025). Attitudes of university professors towards the use of artificial intelligence in teaching and learning. *International Journal of Multidisciplinary Research and Analysis*, *8*(1), 364-387. https://doi.org/10.47191/ijmra/v8-i01-46

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *Management Information Systems Quarterly*, *27*(3), 425–478. https://doi.org/10.2307/30036540

Virdyananto, A. L., Dewi, M. A. A., Hidayanto, A. N., & Hanief, S. (2017). *User acceptance of human resource information system: An integration model of unified theory of acceptance and use of technology (UTAUT), task technology fit (TTF), and symbolic adoption*. International Conference on Information Technology Systems and Innovation, ICITSI 2016–Proceedings. https://doi.org/10.1109/ICITSI.2016.7858227

Wang, S., Wang, F., Zhu, Z., Wang, J., Tean. T., & Du, Z. (2024). Artificial intelligence in education: A systematic literature review. *Expert Systems with Application*, *252*, Part A. Article 124167. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124167

Yadegaridehkordi, E., Nilashi, M., Shuib, L., Hairul Nizam bin Md Nasir, M., Asadi, S., Samad, S., & Awang, N. F. (2020). The impact of big data on firm performance in hotel industry. *Electronic Commerce Research and Applications*, *40*, Article 100921. https://doi.org/10.1016/j.elerap.2019.100921

Zafar, H. (2013). Human resource information systems: Information security concerns for organizations, *Human Resource Management Review*, *23*(1), 105-113. https://doi.org/10.1016/j.hrmr.2012.06.010

Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education–where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education, 16,* Article 39. https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0

Zhong, H. X., Chang, J. H., Lai, C. F., Chen, P. W., Ku, S. H., & Chen, S. Y. (2024). Information undergraduate and non-information undergraduate on an artificial intelligence learning platform: An artificial intelligence assessment model using PLS-SEM analysis, *Education and Information Technologies*, 29, 4371–4400. https://doi.org/10.1007/s10639-023-11961-9

Zhu, K., Dong, S., Xu, S. X., & Kraemer, K. L. (2006). Innovation diffusion in global contexts: Determinants of post-adoption digital transformation of European companies, *European Journal of Information Systems*, *15*(6), 601-616. https://doi.org/10.1057/palgrave.ejis.3000650