43815
Iranian Educational Technology Association

Journal of
Trends and Achievements in
Learning Technology

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

Factors Influencing the Acceptance and Use of Artificial Intelligence Among Students: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)

Amirhosein Zanganeh[1] | **Elahe Hejazi**[2] | **Keyvan Salehi** [3*]

1. Department of Educational Psychology, Faculty of Psychology and Education Science, University of Tehran, Tehran, Iran. E-mail: Amirhoseinzangane@ut.ac.ir

2. Department of Educational Psychology, Faculty of Psychology and Education Science, University of Tehran, Tehran, Iran. E-mail: Ehejazi@ut.ac.ir

3. *Corresponding Author,* Department of Methods, Educational Planning and Curriculum, Faculty of Psychology and Education Science, University of Tehran, Tehran, Iran. E-mail: Keyvansalehi@ut.ac.ir

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

Article Type:
Research Article

Article history:
Received Janiary 31, 2026
Received in revised form May 16, 2026
Accepted August 26, 2026
Published Online September 27, 2026

Keywords:
Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT), Artificial Intelligence, Higher Education, Student

ABSTRACT

The aim of this study was to identify the factors influencing the acceptance and use of artificial intelligence technology among higher education students, based on the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) model, and to extend it by incorporating the construct of "perceived risk." The research employed a descriptive–correlational design. The study population consisted of students at the University of Tehran; 335 participants were selected using convenient sampling. Data were collected through a researcher-made questionnaire based on the UTAUT model and relevant prior studies. The questionnaire's reliability and validity were confirmed using Cronbach's alpha (0.78 to 0.91) and confirmatory factor analysis with appropriate fit indices (CFI > 0.90, RMSEA < 0.08). Data were analyzed using SPSS-27 and AMOS-24, employing covariance-based structural equation modeling. The results showed that performance expectancy, effort expectancy, and social influence had positive and significant effects on behavioral intention, whereas facilitating conditions and perceived risk did not have significant effects. Moreover, behavioral intention had a strong and significant effect on actual technology-use behavior. The findings highlight the importance of strengthening infrastructure, simplifying AI tools, providing targeted training, and emphasizing the benefits of this technology to enhance student acceptance. These results can be used to design and improve AI-related educational programs in higher education.

Cite this Article: Zanganeh, A., Hejazi, E., & Salehi, K. (2026). Factors Influencing the Acceptance and Use of Artificial Intelligence Among Students: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT). *Trends and Achievements in Learning Technology*, 3(11), 89-118. https://doi.org/10.22034/jlt.2026.2084245.1090

© 2026 by The author(s) retain the copyright
Publisher: Iranian Educational Technology Association
DOI: https://doi.org/10.22034/jlt.2026.2084245.1090

Introduction

Artificial intelligence (AI), particularly generative AI applications such as ChatGPT, has rapidly transformed higher education by supporting personalized learning, academic writing, content generation, and research activities (Chan, 2023; Slimi & Carballido, 2023). Despite these educational opportunities, students' acceptance of AI technologies remains a critical challenge because adoption depends not only on technological capabilities but also on users' perceptions and behavioral intentions (Granić, 2022; Xue et al., 2024).

Among the available theoretical frameworks, the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) has been widely recognized as one of the most robust models for explaining technology acceptance in educational settings (Venkatesh et al., 2003). Recent studies have successfully applied UTAUT to AI adoption; however, findings suggest that emerging concerns such as privacy, academic integrity, misinformation, and reliability require extending the original model by incorporating perceived risk (Lai et al., 2024; Strzelecki, 2024). Moreover, evidence regarding the role of perceived risk remains inconsistent across different educational and cultural contexts (Ali et al., 2024).

Accordingly, this study extends the UTAUT model by integrating perceived risk to investigate the factors influencing university students' acceptance and use of AI technologies in higher education.

Research Question(s)

This study addresses the following research questions:

1. To what extent do performance expectancy, effort expectancy, social influence, facilitating conditions, and perceived risk influence students' behavioral intention to use artificial intelligence in higher education?
2. Does behavioral intention mediate the relationship between these antecedent variables and students' actual AI usage behavior?
3. Does gender moderate the relationships proposed in the extended UTAUT model?

Literature Review

The UTAUT model proposes that performance expectancy, effort expectancy, social influence, and facilitating conditions are the primary determinants of

technology acceptance and use (Venkatesh et al., 2003). Systematic reviews have confirmed that performance expectancy is consistently the strongest predictor of students' intention to adopt AI technologies, followed by effort expectancy and social influence (Xue et al., 2024; Ali et al., 2024). Likewise, empirical studies on ChatGPT and other generative AI tools have reported that students are more likely to adopt AI when they perceive it as useful, easy to use, and socially supported (Foroughi et al., 2024; Elshaer et al., 2024; Lin et al., 2022).

Nevertheless, the rapid diffusion of generative AI has highlighted the importance of perceived risk, including concerns about privacy, information accuracy, academic dishonesty, and overreliance on AI-generated content (Bhattacharjee & Chatterjee, 2020; Lai et al., 2024; Nagy et al., 2024). Although several studies have found that perceived risk negatively affects AI acceptance, others have reported weak or insignificant relationships, suggesting that its influence may depend on contextual and cultural factors (Strzelecki, 2024; Ali et al., 2024). Building on this evidence, the present study examines an extended UTAUT model by incorporating perceived risk and evaluating the moderating role of gender in explaining students' behavioral intention and actual AI use

Methodology

This study employed a quantitative correlational design using Structural Equation Modeling (SEM) to examine the relationships among the proposed constructs. The study population consisted of undergraduate, master's, and doctoral students enrolled at the University of Tehran during the 2024–2025 academic year. Using convenience sampling, 343 questionnaires were collected through both online and face-to-face administration. After screening for incomplete responses, 335 valid questionnaires remained for statistical analysis.

The research instrument was developed by adapting the original UTAUT questionnaire proposed by Venkatesh et al. (2003) and integrating perceived risk items derived from recent AI adoption studies. The final questionnaire measured seven constructs: performance expectancy, effort expectancy, social influence, facilitating conditions, perceived risk, behavioral intention, and actual usage behavior. Data analysis was conducted using SPSS 27 for preliminary statistical analyses and AMOS 24 for confirmatory factor analysis and structural equation modeling. Reliability and validity assessments demonstrated acceptable psychometric properties, and model fit indices confirmed an excellent fit between the proposed theoretical model and the observed data.

Results

Prior to hypothesis testing, the data were screened for missing values, outliers, and normality assumptions. Skewness and kurtosis values for all study variables were within the acceptable range (±2), indicating that the data were normally distributed and suitable for structural equation modeling. Descriptive statistics further showed relatively high mean scores for performance expectancy ($M = 4.05$, $SD = 0.54$), behavioral intention ($M = 3.84$, $SD = 0.64$), and AI use behavior ($M = 3.70$, $SD = 0.84$), suggesting generally positive perceptions toward AI adoption among students.

The psychometric evaluation demonstrated acceptable reliability and construct validity. Cronbach's alpha coefficients ranged from 0.70 to 0.85, while composite reliability (CR) values exceeded 0.70 for all constructs. Although the average variance extracted (AVE) for social influence, facilitating conditions, and perceived risk was slightly below the recommended threshold of 0.50, all factor loadings exceeded 0.50, indicating satisfactory measurement quality for the structural analysis.

Correlation analysis revealed significant positive relationships among most variables. The strongest correlations were observed between facilitating conditions and effort expectancy ($r = 0.573$), performance expectancy and behavioral intention ($r = 0.572$), and behavioral intention and AI use behavior ($r = 0.566$). In contrast, perceived risk showed a significant negative correlation with performance expectancy, social influence, and AI use behavior, while its correlations with effort expectancy, facilitating conditions, and behavioral intention were not statistically significant.

Structural equation modeling largely supported the proposed extended UTAUT model. Performance expectancy emerged as the strongest predictor of behavioral intention ($\beta = 0.743$, $p < .001$), followed by social influence ($\beta = 0.271$, $p < .001$) and effort expectancy ($\beta = 0.208$, $p = .009$). Conversely, facilitating conditions ($\beta = 0.123$, $p = .107$) and perceived risk ($\beta = -0.058$, $p = .352$) did not significantly predict behavioral intention. As expected, behavioral intention exerted a strong positive effect on actual AI use behavior ($\beta = 0.776$, $p < .001$), confirming its central mediating role within the model. Indirect effect analysis likewise demonstrated that performance expectancy, effort expectancy, and social influence significantly influenced AI use behavior through behavioral intention, whereas facilitating conditions and perceived risk showed no significant indirect effects.

The structural model demonstrated excellent goodness-of-fit indices (CMIN/DF = 1.592, RMSEA = 0.042, NFI = 0.969, CFI = 0.988, IFI = 0.988, and GFI = 0.980), indicating a very good fit between the proposed model and the observed data. Furthermore, multi-group analysis revealed that gender significantly moderated two structural relationships. The association between performance expectancy and behavioral intention was significantly stronger among female students (Z = 2.991), whereas the relationship between social influence and behavioral intention was significantly stronger among male students (Z = −3.013). No significant moderating effects of gender were found for effort expectancy, facilitating conditions, or perceived risk

Conclusion

This study extends the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology by incorporating perceived risk to explain university students' acceptance and use of artificial intelligence in higher education. The findings confirm that students' behavioral intention is primarily shaped by performance expectancy, effort expectancy, and social influence, with performance expectancy representing the strongest determinant. These results reinforce previous evidence suggesting that students are more willing to adopt AI technologies when they perceive clear educational benefits, ease of use, and positive social support.

Contrary to expectations, neither facilitating conditions nor perceived risk significantly influenced behavioral intention. These findings suggest that, within the Iranian higher education context, students' decisions to adopt AI are driven more by perceived usefulness than by concerns regarding technological infrastructure or potential risks. It is possible that widespread familiarity with infrastructure limitations and limited awareness of AI-related risks reduce the influence of these factors during the initial adoption stage.

The identified gender differences further indicate that female students place greater emphasis on the educational value of AI, whereas male students appear to be more influenced by social norms and peer recommendations. These findings provide practical implications for universities, policymakers, and AI developers seeking to promote responsible AI adoption. Educational institutions should emphasize the pedagogical benefits of AI, provide targeted training programs, improve institutional support, and develop transparent guidelines for the ethical use of AI in teaching and learning. Future research is encouraged to employ longitudinal and mixed-methods designs, examine additional psychological and

contextual determinants, and investigate how students' perceptions evolve as AI technologies become increasingly integrated into higher education

Ethical Considerations

Adherence to Research Ethics Principles

This study adhered to the ethical principles of scientific research throughout all stages of the research process. Participation in the study was voluntary, informed consent was obtained from all participants, and the confidentiality and anonymity of the collected data were fully protected. The authors also adhered to the principles of research integrity and avoided data fabrication, data falsification, plagiarism, and any form of scientific misconduct.

Author Contributions

This article is derived from the first author's master's thesis. The first author conducted the study design implementation, data collection, statistical analyses, interpretation of findings, and preparation of the original manuscript. The supervisor and advisors contributed to the study design, supervision of the research process, interpretation of the findings, and critical review and revision of the manuscript. All authors have read and approved the final version of the manuscript and agree to be accountable for all aspects of the work.

Data Availability Statement

Data available on request from the authors.

Declaration of Generative AI and AI-assisted technologies in the writing process

During the preparation of this manuscript, the authors used **ChatGPT (OpenAI)** solely to improve the clarity, grammar, and academic language of the manuscript. The AI-assisted outputs were carefully reviewed, revised, and verified by the authors. The authors take full responsibility for the accuracy, originality, and integrity of the content presented in this publication.

Conflict of Interest

The authors declare no conflict of interest.

Funding

This research did not receive any specific grant from funding agencies in the public, commercial, or not-for-profit sectors.

Acknowledgements

The authors would like to thank all participants in the present study.

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

عوامل مؤثر بر پذیرش و استفاده از هوش مصنوعی در میان دانشجویان: توسعه مدل یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری

امیرحسین زنگانه [۱] | الهه حجازی [۲] | کیوان صالحی [۳*]

۱. گروه آموزشی روان‌شناسی تربیتی، دانشکده روان‌شناسی و علوم تربیتی، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: amirhoseinzangane@ut.ac.ir

۲. گروه آموزشی روان‌شناسی تربیتی، دانشکده روان‌شناسی و علوم تربیتی، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: ehejazi@ut.ac.ir

۳. *نویسنده مسئول*، گروه آموزشی روش‌ها و برنامه‌ریزی آموزشی و درسی، دانشکده روان‌شناسی و علوم تربیتی، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: keyvansalehi@ut.ac.ir

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

نوع مقاله:
مقاله پژوهشی

تاریخچه مقاله
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۱/۱۱
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۲/۲۵
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۶/۰۴
تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۷/۰۵

کلیدواژه‌ها:
مدل یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری، هوش مصنوعی، آموزش عالی، دانشجو

چکیده

هدف این پژوهش، شناسایی عوامل مؤثر بر پذیرش و استفاده از فناوری هوش مصنوعی در میان دانشجویان آموزش عالی بر اساس مدل یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری (UTAUT) و توسعه آن با سازه «ریسک ادراک‌شده» است. روش پژوهش توصیفی–همبستگی و جامعه آماری شامل دانشجویان دانشگاه تهران بود که ۳۳۵ نفر از آن‌ها با روش نمونه‌گیری در دسترس انتخاب شدند. ابزار گردآوری داده‌ها پرسشنامه محقق‌ساخته مبتنی بر مدل UTAUT و مطالعات پیشین بود. پایایی و روایی ابزار با استفاده از آلفای کرونباخ (۰,۷۸ تا ۰,۹۱) و تحلیل عاملی تأییدی با شاخص‌های برازش مناسب (CFI>0.90، RMSEA<0.08) تأیید شد. داده‌ها با استفاده از نرم‌افزارهای SPSS–27 و AMOS–24 و به روش مدل‌یابی معادلات ساختاری مبتنی بر کوواریانس تحلیل شد. نتایج نشان داد که عملکرد مورد انتظار، تلاش مورد انتظار و تأثیر اجتماعی اثر مثبت و معناداری بر قصد رفتاری دارند، درحالی‌که شرایط تسهیل‌کننده و ریسک ادراک‌شده اثر معناداری نشان ندادند. همچنین قصد رفتاری تأثیر قوی و معناداری بر رفتار استفاده از فناوری هوش مصنوعی داشت. یافته‌ها بیانگر اهمیت تقویت زیرساخت‌ها، ساده‌سازی ابزارهای هوش مصنوعی، آموزش هدفمند و برجسته‌سازی مزایای این فناوری برای افزایش پذیرش آن در میان دانشجویان است. این نتایج می‌تواند در طراحی و بهبود برنامه‌های آموزشی مرتبط با هوش مصنوعی در آموزش عالی مورداستفاده قرار گیرد.

استناد به این مقاله: زنگانه، امیرحسین، حجازی، الهه، و صالحی کیوان. (۱۴۰۵). عوامل مؤثر بر پذیرش و استفاده از هوش مصنوعی در میان دانشجویان: توسعه مدل یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری. *نشریه روندها و دستاوردها در فناوری یادگیری*، ۳(۱۱)، ۸۹-۱۱۸. https://doi.org/10.22034/jlt.2026.2084245.1090

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

مقدمه

رشد سریع فناوری در دهه‌های اخیر، به‌طور اساسی شیوه‌های برقراری ارتباط، درمان بیماری‌ها و اکتساب دانش را متحول کرده است (Lopez et al., 2021). در این میان، آموزش عالی نیز به‌عنوان یکی از حوزه‌های پیشرو، به‌طور فزاینده‌ای تحت تأثیر فناوری‌های نوین به‌ویژه هوش مصنوعی قرار گرفته است؛ فناوری‌ای که با تغییر در شیوه‌های یاددهی–یادگیری، ارزیابی و پشتیبانی آموزشی، نقش مهمی در بازتعریف تجربه یادگیری دانشجویان ایفا می‌کند (Zawacki-Richter et al., 2019). این تحولات موجب شده است نسل جدید ازنظر منابع اطلاعاتی، سبک‌های یادگیری، علایق، مهارت‌ها و انگیزه‌ها تفاوت‌های معناداری با نسل‌های پیشین داشته باشد، به‌گونه‌ای که فناوری برای آنان نه صرفاً یک ابزار، بلکه به بخشی جدایی ناپذیر از شیوه زندگی تبدیل شده است (Similer & Grace, 2017).

هوش مصنوعی در آموزش عالی از طریق زیرشاخه‌هایی مانند یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، و همچنین در قالب ابزارهای کاربردی مبتنی بر این رویکردها نظیر ربات‌های گفتگو، به‌طور گسترده مورداستفاده قرار گرفته است (Kucak et al., 2018;Akonkwo & Ade-Ibijola, 2020;Bhardwaj et al., 2021). شواهد پژوهشی نشان می‌دهد به‌کارگیری این فناوری‌ها در آموزش عالی می‌تواند منافع قابل‌توجهی برای دانشجویان، اعضای هیئت‌علمی و پژوهشگران به همراه داشته باشد (Editho et al., 2023;Kabbo et al., 2023). ازجمله این مزایا عبارت‌اند از: تقویت انگیزه تحصیلی (Yilmaz & Yilmaz, 2023)، بهبود عملکرد تحصیلی (Zhou, 2023;Rasouli et al., 2025)، ارتقای محیط یادگیری (Almohammadi et al., 2017)، کاربردهای پژوهشی (McDonald et al., 2024)، جبران منابع و کمبود سیستم‌های آموزشی (رمضان‌زاده و رستمی‌نژاد، ۱۴۰۴) و فراهم‌سازی فرصت‌های یادگیری شخصی‌سازی‌شده برای یادگیرندگان (Dishon, 2017; Khatib Zanjani & Karimi, 2025).

بااین‌حال، علی‌رغم این مزایا، چالش‌ها و موانعی در مسیر پذیرش و استفاده مؤثر از فناوری های هوش مصنوعی در آموزش عالی گزارش شده است (Hamedinasab & Rahimi, 2024). وابستگی بیش از حد و انفعال که سبب کاهش خلاقیت و افزایش تنبلی می‌شود، تبعیض‌ها و فرصت‌های نابرابر آموزشی، چالش‌های امنیتی و اخلاقی و همچنین چالش‌های فنی و تخصصی

مانند هزینه‌های پشتیبانی فنی، مسائل تعمیر و نگهداری و زیرساخت‌های ضعیف و ناکافی ازجمله این موارد هستند (Arefnejad et al., 2024).

این وضعیت نشان می‌دهد که شکاف میان قابلیت‌های بالقوه هوش مصنوعی و میزان پذیرش واقعی آن در آموزش عالی، بیشتر از جنبه‌های فنی، ریشه در عوامل انسانی و زمینه‌ای دارد؛ عواملی که به نگرش افراد، نظام‌های سازمانی و ویژگی‌های آموزشی هر محیط بستگی دارند.

صرف‌نظر از نوع فناوری و مزایای درک شده‌ی آن، موضوع پذیرش و استفاده از فناوری توسط افرادی که در حوزه آموزش فعالیت می‌کنند، همچنان توجه پژوهشگران را به خود جلب می‌کند (Dwivedi et al., 2023). پذیرش فناوری هوش مصنوعی در آموزش یک فرایند چندبعدی است که توسط عوامل مختلف، مانند زیرساخت‌ها (Matsica & Zhou, 2021)، مقررات سازمانی (Cheng & Wang, 2022)، رویکرد آموزشی (Chan, 2023) تحت تأثیر قرار می‌گیرد. همچنین زمینه‌های فرهنگی مختلف ممکن است ترجیحات نسبت به استفاده از هوش مصنوعی در آموزش را تغیر دهد (Savicki, 2023) به همین دلیل این امر نیازمند بررسی دقیق است.

مدل‌های نظری متعددی برای بررسی عوامل مؤثر بر پذیرش فناوری‌های نوین توسعه یافته‌اند. در میان آن‌ها، مدل یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری (Venkatesh et al., 2003) به دلیل پوشش هم‌زمان مؤلفه‌های شناختی، اجتماعی و زمینه‌ایِ مؤثر بر قصد و رفتار استفاده، چارچوبی مناسب برای تبیین پذیرش فناوری‌های نو، ازجمله هوش مصنوعی، به شمار می‌رود (Granic, 2023;Strzelecki & El-Arabawy, 2024) و پرتکرارترین مدل در این زمینه است (Xu et al, 2024). این مدل همچنین به دلیل قابلیت پیش‌بینی و تفسیرپذیری بالاتر محبوب‌تر از سایر مدل‌ها در انجام پژوهش‌ها بر روی پذیرش فناوری‌های جدید است (Wang et al., 2019). این ویژگی‌ها به‌ویژه در حوزه آموزش عالی اهمیت دارد؛ زیرا پذیرش هوش مصنوعی تنها به ارزیابی فرد از کارایی فناوری محدود نیست، بلکه به برداشت او از سهولت استفاده، هنجارهای اجتماعی، و شرایط تسهیل‌کننده نیز وابسته است. ازاین‌رو، UTAUT در پژوهش‌های آموزشی، به‌ویژه در آموزش عالی، به‌طور گسترده برای بررسی پذیرش فناوری به کار رفته و در مطالعاتی مانند فناوری رایانه‌ای در کلاس درس (علیزاده و کیهان، ۱۴۰۰)، فناوری اطلاعات و ارتباطات

(محمدیان و همکاران، ۱۳۹۹) و استفاده از سامانه‌های مدیریت یادگیری توسط دانشجویان (حاصلی و همکاران، ۱۴۰۲) نیز مورداستفاده قرار گرفته است.

این مدل چهار سازه اصلی شامل عملکرد مورد انتظار[1]- میزان باور کاربر به سودمندی و کاربردی بودن فناوری در انجام امور- تلاش مورد انتظار[2]- میزان سادگی استفاده از سیستم و فناوری جدید- تأثیر اجتماعی[3]- میزان ادراک فرد درباره باورهای دیگران نسبت به اهمیت استفاده از فناوری جدید، شرایط تسهیل‌کننده[4]- باور افراد به تأمین بودن زیرساخت‌ها و منابع فنی لازم برای پشتیبانی استفاده کاربر از فناوری- (Venkatesh et al., 2003). را به‌عنوان پیش‌بینی کننده‌های کلیدی قصد رفتاری[5] و رفتار استفاده معرفی می‌کند.

بااین‌حال، متخصصان معتقدند که فناوری‌های هوش مصنوعی به دلیل ویژگی‌های جدید و متمایز خود، مانند خودکار بودن فرایندها، اتکای عمیق به داده‌ها، و اغلب غیرقابل‌توضیح بودن الگوریتم‌ها[6]، با فناوری‌های معمولی تفاوت بنیادین دارند و مدل‌های پذیرش باید متناسب با این ویژگی‌ها توسعه یابند (Holmes et al., 2022)؛ بنابراین، سنجش نگرش دانشجویان نسبت به پذیرش هوش مصنوعی در آموزش عالی، با اتکا به مدل یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. این پژوهش با تمرکز بر سازه‌های اصلی UTAUT و افزودن ریسک ادراک‌شده، می‌کوشد تصویری دقیق‌تر از فرایند تصمیم‌گیری دانشجویان ارائه دهد؛ افزوده‌شدن ریسک ادراک‌شده به مدل به این دلیل ضروری است که پذیرش فناوری‌های هوش مصنوعی تنها به ارزیابی سودمندی و سهولت استفاده وابسته نیست، بلکه در مورد فناوری‌های نوظهور، کاربران هم‌زمان احتمال بروز خطا، تهدید حریم خصوصی، و عدم اطمینان نسبت به پیامدهای استفاده را نیز در نظر می‌گیرند. درنتیجه، یافته‌های این مطالعه می‌تواند برای سیاست‌گذاران و فعالان آموزشی در طراحی مداخلات مؤثر و تقویت بهره‌گیری مسئولانه از هوش مصنوعی در آموزش عالی مفید باشد.

---

1. performance expectancy
2. effort expectancy
3. social Influence
4. Facilitator Condition
5. Behavioral Intention
6. black-box nature

پیشینه پژوهش

در ایران تحقیقات نشان می‌دهند که ورود هوش مصنوعی به آموزش عالی با مجموعه‌ای از فرصت‌ها و چالش‌ها مانند کمبود زیرساخت‌ها، محدودیت‌های بین‌المللی، بروز نبودن مربیان و وجود دانشگاه‌های غیرهوشمند همراه است (Hamedinasab & Rahimi, 2024). در ایران، برخی شواهد نشان می‌دهد که استادان و دانشجویان اشتیاق کافی و مستمری به یادگیری مجازی و الکترونیکی در آموزش عالی نشان نمی‌دهند (خورسندی و همکاران، ۱۴۰۲). این عدم تمایل، هرچند در ظاهر مربوط به یادگیری الکترونیک است، اما به‌صورت نظام‌مند با نگرانی‌های مشابه در فناوری‌های نو—ازجمله محدودیت‌های زیرساختی و دسترسی، کمبود ابزارهای بومی، نبود آموزش رسمی کافی، و تردید درباره امنیت، محرمانگی و همچنین دقت/اعتبار خروجی‌ها—هم‌بسته است (حامدی‌نسب و رحیمی، ۱۴۰۳؛ عظیم‌پور و همکاران، ۱۴۰۳). مطالعات نشان داده‌اند که تجربه‌های یادگیری دانشجویان صرفاً به ویژگی‌های ابزار وابسته نیست، بلکه به‌طور معناداری تحت تأثیر باورها و قضاوت‌های آنان درباره استفاده از فناوری در تکالیف آموزشی قرار می‌گیرد (Akinso, 2023;Zulaiha & Triana, 2023). در این چارچوب، وقتی دانشجویان نسبت به پیامدهای احتمالی فناوری‌های نو با تردید مواجه می‌شوند، ارزیابی آن‌ها از فناوری از سطح «کارآمدی/سهولت» فراتر می‌رود و به شکل ریسک ادراک‌شده خود را نشان می‌دهد.

همین منطق باعث شده است که در پژوهش‌های مرتبط با پذیرش هوش مصنوعی، ریسک ادراک‌شده به‌عنوان یکی از عوامل کلیدی در تبیین تغییرات قصد استفاده و پذیرش در محیط دانشگاه در نظر گرفته شود (Nagy, 2024;Lai et al., 2024). به‌طور فزاینده‌ای نیز شواهد پژوهشی نشان می‌دهد مجموعه‌ای از نگرانی‌ها—ازجمله ریسک‌های حریم خصوصی و امنیت داده، پیامدهای اخلاقی، احتمال تولید یا انتشار اطلاعات گمراه‌کننده، و نیز اثرات آموزشی–اجتماعی مانند تقویت نابرابری– می‌تواند نگرش دانشجویان را تضعیف کرده و قصد استفاده از هوش مصنوعی را کاهش دهد (Luckin, 2017;Vincent-Lancrin & Van der Vlies, 2020;Chatterjee & Bhattacharjee, 2020;Alzahrani, 2023;Yakubu et al., 2025). افزون بر این، شواهد نشان می‌دهد درک ریسک می‌تواند به پیامدهای انگیزشی نیز منجر شود؛ برای نمونه، نگرانی از کیفیت خروجی و اتکای بیش از حد به ابزار، ممکن است خلاقیت را محدود

یا به‌نوعی «کاهش تلاش» بینجامد (Koubaa, 2023). همچنین، ضعف در زیرساخت‌ها و ظرفیت اجرایی می‌تواند نگرانی‌های عملکردی را تشدید کند و درنهایت، ریسک ادراک‌شده را افزایش دهد (خورسندی و همکاران، ۱۴۰۲)؛ بنابراین، ریسک ادراک‌شده صرفاً یک «نگرانی جانبی» نیست، بلکه سازوکاری است که از طریق آن باورهای دانشجویان درباره پیامدهای واقعی استفاده، به کاهش پذیرش هوش مصنوعی منجر می‌شود.

روش

پژوهش حاضر از نوع توصیفی-همبستگی و با رویکرد مدل‌یابی معادلات ساختاری انجام شد؛ زیرا هدف آن، بررسی الگوهای رابطه‌ای میان متغیرهای پژوهش و آزمون هم‌زمان روابط مفروض در مدل نظری بدون دست‌کاری متغیرها بود. جامعه آماری شامل کلیه دانشجویان دانشگاه تهران در مقاطع کارشناسی، کارشناسی ارشد و دکتری در سال تحصیلی ۱۴۰۳-۱۴۰۴ است. روش نمونه‌گیری به‌صورت نمونه‌گیری در دسترس[1] انجام شد و پرسشنامه‌ها به‌صورت حضوری و آنلاین در اختیار دانشجویان قرار گرفت. درمجموع تعداد ۳۴۳ پرسشنامه جمع‌آوری شد که پس از غربال‌گری حذف موارد ناقص، ۳۳۵ پرسشنامه برای تحلیل نهایی باقی ماند. حجم نمونه با توجه به توصیه‌های Hair et al (2018). در مدل‌یابی معادلات ساختاری ـ یعنی حداقل ۱۰ تا ۱۵ نمونه برای هر متغیر مشاهده‌پذیر ـ مناسب تشخیص داده شد. برای انجام تحلیل‌های آماری، از نرم‌افزارهای SPSS-27 و AMOS- ۲۴ استفاده شد.

ابزار سنجش متغیرهای پژوهش بر اساس ترجمه، انطباق و تلفیق پرسشنامه‌ی Venkatesh et al. (2003) برای سنجش سازه‌های عملکرد مورد انتظار، تلاش مورد انتظار، تأثیر اجتماعی، شرایط تسهیلگر، قصد رفتاری و رفتار استفاده، و نیز پرسشنامه‌های Chatterjee and Bhattacharjee (2020)، Roy et al (2022)؛ و Albayati et al. (2024) جهت اندازه‌گیری سازه «ریسک ادراک‌شده» تدوین گردید. این پرسشنامه با اتکا بر مبانی نظری مدل یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری بازبینی، اصلاح و متناسب با زمینه پژوهش گسترش یافته است.

پرسشنامه تدوین‌شده شامل دو بخش اصلی است. بخش اول به گردآوری اطلاعات جمعیت‌شناختی پاسخ‌دهندگان شامل جنسیت، سن، مقطع تحصیلی و رشته تحصیلی اختصاص

1. convenience Sampling

دارد. بخش دوم نیز شامل گویه‌های مرتبط با متغیرهای اصلی پژوهش است که درمجموع شامل ۸ گویه برای عملکرد مورد انتظار، ۳ گویه برای تلاش مورد انتظار، ٤ گویه برای تأثیر اجتماعی، ٤ گویه برای شرایط تسهیلگر، ۵ گویه برای ریسک ادراک‌شده، ۳ گویه برای قصد رفتاری و ۲ گویه برای رفتار استفاده است. مقیاس پاسخ‌دهی پرسش‌نامه از نوع لیکرت پنج‌درجه‌ای بود.

به‌منظور سنجش پایایی ابزار، نسخه‌ی آزمایشی پرسشنامه روی ٤۰ نفر اجرا شد. مقدار آلفای کرونباخ برای کل ابزار ۰/۸۰۱ به دست آمد که نشان‌دهنده همسانی درونی مطلوب است. همچنین، مقادیر آلفای کرونباخ مربوط به سازه‌های مختلف پرسشنامه و نتایج مربوط به روایی سازه در جدول ۱ گزارش شده است. مطابق نتایج آلفای کرونباخ عوامل مختلف در دامنه‌ای بین ۰/۷ تا ۰/۸۵ قرار دارد که نشان‌دهنده پایایی قابل‌قبول سازه‌هاست. همچنین مطابق با نتایج جدول ۱ بارهای عاملی تمام سازه‌ها بالاتر از ۰/۵ قرار دارد که نشان‌دهنده سطح مطلوب است. بر اساس محاسبات AVE و CR، سازه‌های «عملکرد مورد انتظار»، «تلاش مورد انتظار»، «قصد رفتار» و «رفتار استفاده» دارای روایی همگرای مناسبی هستند. در مقابل، سازه‌های «تأثیر اجتماعی»، «شرایط تسهیلگر» و «ریسک ادراک‌شده» با AVE پایین‌تر از ۰/۵۰، نیازمند توجه بیشتری برای بهبود روایی همگرا می‌باشند. بااین‌حال، تمامی سازه‌ها از پایایی ترکیبی (CR) قابل‌قبولی (بالاتر از ۰/۷۰) برخوردارند.

جدول ۱.

شاخص‌های روایی و پایایی پرسشنامه

سازه	بارهای عاملی	AVE	CR	آلفای کرونباخ
عملکرد مورد انتظار	۰/۵۵ – ۰/۷۲	۰/۵٦	۰/۷۹	۰/۸۱
تلاش مورد انتظار	۰/۵۸ – ۰/۸٤	۰/۵۱	۰/۷۳	۰/۸۵
تأثیر اجتماعی	۰/۵۷ – ۰/۷٤	۰/٤۵	۰/۷٤	۰/۷۷
شرایط تسهیلگر	۰/۵۲ – ۰/۷۸	۰/٤۱	۰/۷۳	۰/۷۳
ریسک ادراک‌شده	۰/۵۰ – ۰/۷٤	۰/٤	۰/۷۳	۰/۷
قصد رفتار	۰/۵۲ – ۰/۸۵	۰/۵۵	۰/۷۷	۰/۷
رفتار استفاده	۰/۷۵ – ۰/۸۵	۰/٦٤	۰/۷۸	۰/۷۱

یافته‌ها

در آغاز، مفروضه‌های آماری، ازجمله بررسی و حذف داده‌های پرت یا گم‌شده و نیز ارزیابی نرمال بودن توزیع داده‌ها بررسی شد. برای سنجش نرمال بودن توزیع، از شاخص‌های کجی و کشیدگی استفاده شد. بر اساس معیارهای پیشنهادی George & Mallery (2024)، درصورتی‌که مقادیر کجی و کشیدگی در بازه‌ی ۲- تا ۲+ قرار گیرند، توزیع داده‌ها نرمال تلقی می‌شود.

جدول ۲ نشان می‌دهد که مقادیر کجی و کشیدگی همه متغیرها در محدوده قابل‌قبول قرار دارند؛ کجی در دامنه ۰/۵٤- تا ۰/۱۱ و کشیدگی در دامنه ۰/۹۹۱ تا ۰/۲۹۳- مشاهده شده است. این مقادیر نشان می‌دهد که توزیع داده‌ها متعادل بوده و پراکندگی و شکل توزیع هر مؤلفه در سطح مطلوبی قرار دارد.

جدول ۲.

اطلاعات توصیفی متغیرهای پژوهش

مؤلفه‌ها	میانگین	انحراف استاندارد	کجی	کشیدگی
عملکرد مورد انتظار	٤/۰۵	۰/۵٤	۰/٤۹-	۰/۹۹۱
تلاش مورد انتظار	۳/٤۱	۰/۸٦	۰/۱۷-	۰/٤۵-
تأثیر اجتماعی	۳/٤۸	۰/۷۱	۰/۰۹۵-	۰/۲۹۳-
شرایط تسهیل‌کننده	۳/۰۵	۰/٦۸	۰/۱۱	۰/۰۱۱-
ریسک ادراک‌شده	۳/٦۳	۰/٦	۰/۲۱-	۰/۲۱-
قصد رفتار	۳/۸٤	۰/٦٤	۰/٤۵-	۰/۵۰۱
رفتار استفاده	۳/۷	۰/۸٤	۰/۵٤-	۰/۰٤-

در جدول ۳ همبستگی بین متغیرهای پژوهش نشان می‌دهد تمام متغیرها با یکدیگر ارتباط مثبت و معنی‌داری دارند، به‌جز متغیر ریسک ادراک‌شده که با تلاش مورد انتظار، شرایط تسهیلگر و قصد رفتار رابطه معنی‌داری ندارد و رابطه آن با عملکرد مورد انتظار و تأثیر اجتماعی منفی معنی‌دار است. در بین متغیرها بالاترین میزان ارتباط بین متغیرهای شرایط تسهیلگر و تلاش مورد انتظار (۰/۵۷۳)، قصد رفتار و عملکرد مورد انتظار (۰/۵۷۲) و همچنین قصد رفتار و رفتار استفاده (۰/۵٦٦) است. همچنین رابطه مثبت و معنی‌دار بین قصد رفتاری و رفتار استفاده از هوش

مصنوعی نشان‌دهنده هرگونه افزایش در استفاده از فناوری هوش مصنوعی با بالا رفتن میزان قصد رفتار استفاده از هوش مصنوعی توسط دانشجویان است.

جدول ۳.

ماتریس همبستگی بین متغیرهای پژوهش

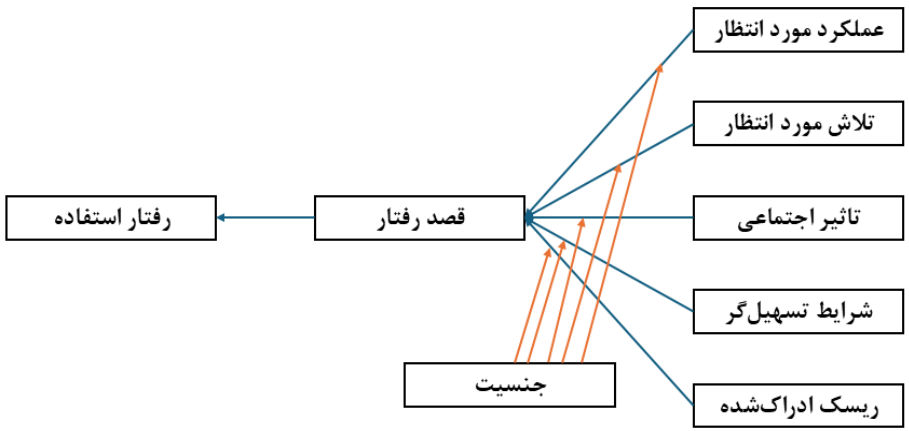
متغیرها	عملکرد مورد انتظار	تلاش مورد انتظار	تأثیر اجتماعی	شرایط تسهیلگر	ریسک ادراک‌شده	قصد رفتار	رفتار استفاده
عملکرد مورد انتظار	۱						
تلاش مورد انتظار	۰/٤۱۱**	۱					
تأثیر اجتماعی	۰/٤۱۷**	۰/۲۵۳**	۱				
شرایط تسهیلگر	۰/۳٦۸**	۰/۵۷۳**	۰/۳۷٦**	۱			
ریسک ادراک‌شده	-۰/۱۱۰**	-۰/۰۸٤	-۰/۱۲٦*	-۰/۰٤٤	۱		
قصد رفتار	۰/۵۷۲**	۰/۳٦٦**	۰/٤۰٦**	۰/۳٦۲**	-۰/۰۵٤	۱	
رفتار استفاده	۰/٤۵٤**	۰/۳۲۱**	۰/۳۰٦**	۰/۲۷٦**	-۰/۱۷۱**	۰/۵٦٦**	۱

پس از ارائه نتایج بالا، مدل ساختاری عوامل نظریه‌ی یکپارچه‌ی پذیرش و استفاده از فناوری بر پذیرش و استفاده از هوش مصنوعی در آموزش با استفاده از مدل‌یابی معادلات ساختاری به روش بیشینه درست‌نمایی[1] موردبررسی قرار گرفت. در شکل ۱ مدل پیشنهادی این پژوهش ارائه شده است.

1. maximum likelihood

شکل ۱.

مدل گرافیکی پژوهش



در جدول ٤ مقادیر اثرات مستقیم متغیرها و ضرایب مسیر استاندارد نشان داده شده است. نتایج تحلیل مسیر نشان می‌دهد در بین متغیرهای پژوهش، متغیرهای عملکرد مورد انتظار با ضریب استاندارد ۰/۷٤۳ (P< ۰/۰۰۱)، تلاش مورد انتظار با ضریب استاندارد ۰/۲۰۸ (P< ۰/۰۵) و تأثیر اجتماعی با ضریب استاندارد ۰/۲۷۱ (P< ۰/۰۰۱) تأثیر مثبت و معنی‌داری بر قصد رفتار دارد. همچنین قصد رفتار که متغیر میانجی در این پژوهش است با ضریب استاندارد ۰/۷۷٦ (P<۰/۰۰۱) رابطه مثبت و معنی‌داری با رفتار استفاده دارد. بااین‌حال متغیرهای شرایط تسهیلگر (β =۰/۱۲۳) و ریسک ادراک‌شده (β =-۰/۰۵۸) رابطه‌ی معنی‌داری (P>۰/۰۵) با قصد رفتار ندارند.

جدول ٤.

تحلیل مسیر اثرات مستقیم متغیرهای پژوهش

متغیر بروندا ← متغیر میانجی	ضریب استاندارد	ضریب غیراستاندارد	C.R	سطح معنی‌داری
عملکرد مورد انتظار ← قصد رفتار	۰/۷٤۳	۰/٤۷۰	۷/۷۸۵	P< ۰/۰۰۱
تلاش مورد انتظار ← قصد رفتار	۰/۲۰۸	۰/۰۸	۲/۱۱۲	۰/۰۰۹
تأثیر اجتماعی ← قصد رفتار	۰/۲۷۱	۰/۱۲۵	۳/۵۸۳	P< ۰/۰۰۱
شرایط تسهیلگر ← قصد رفتار	۰/۱۲۳	۰/۰٦	۱/٤٦۵	۰/۱۰۷
ریسک ادراک‌شده ← قصد رفتار	-۰/۰۵۸	-۰/۰۳۲	-۰/۷٦۳	۰/۳۵۲
قصد رفتار ← رفتار استفاده	۰/۷۷٦	۱/۲۷۱	۹/٤۸۵	P< ۰/۰۰۱

در جدول ۵، نتایج نشان می‌دهد که عملکرد مورد انتظار (β=۰/۷۴۳، P <۰/۰۵)، تلاش مورد انتظار (β=۰/۲۰۸، P <۰/۰۵) تأثیر اجتماعی (β=۰/۲۷۱، P <۰/۰۵) تأثیر مثبت و معنی‌داری بر رفتار استفاده از فناوری هوش مصنوعی از طریق قصد رفتاری دارند. متغیرهای شرایط تسهیلگر (β=۰/۱۲۳، P >۰,۰۵) و ریسک ادراک‌شده (β=-۰/۰۵۸، P >۰/۰۵) هیچ‌گونه تأثیر معنی‌داری بر رفتار استفاده از فناوری هوش مصنوعی از طریق قصد رفتاری ندارند.

جدول ۵.

تحلیل مسیر اثرات غیرمستقیم متغیرها

متغیر برونداد ← متغیر وابسته (از طریق متغیر میانجی)	ضریب استاندارد	ضریب غیراستاندارد	سطح معنی‌داری
عملکرد مورد انتظار ← رفتار استفاده (از طریق قصد رفتار)	۰/۷۴۳	۰/۵۹۸	۰/۰۱
تلاش مورد انتظار ← رفتار استفاده (از طریق قصد رفتار)	۰/۲۰۸	۰/۱۰۲	۰/۰۱
تأثیر اجتماعی ← رفتار استفاده (از طریق قصد رفتار)	۰/۲۷۱	۰/۱۵۹	۰/۰۱
شرایط تسهیلگر ← رفتار استفاده (از طریق قصد رفتار)	۰/۱۲۳	۰/۰۷۶	۰/۲۲۶
ریسک ادراک‌شده ← رفتار استفاده (از طریق قصد رفتار)	-۰/۰۵۸	-۰/۰۴۰	۰/۵۳۸

برای سنجش شاخص‌های برازش مدل، از پرکاربردترین آن‌ها استفاده شد. این شاخص‌ها عبارت‌اند از: نسبت خی‌دو به درجه آزادی، جذر میانگین مربعات خطای تقریب[1]، شاخص برازش به هنجار[2]، شاخص برازش تطبیقی[3]، شاخص برازش افزایشی[4] و شاخص نیکویی برازش[5] که مقدار این شاخص‌ها در جدول ٦ آمده است. نتایج نشان می‌دهد مقدار شاخص‌های CMIN/DF (۱/۵۹۲)، RMSEA (۰/۰۴۲)، NFI (۰/۹۶۹)، CFI (۰/۹۸۸)، IFI (۰/۹۸۸) و GFI (۰/۹۸۰) هرکدام در سطح بسیار مطلوبی قرار دارند و این نشانده برازش بسیار خوب مدل و سازگاری مدل پیشنهادشده با داده‌های مشاهده شده است.

1. Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)
2. normed fit index
3. Comparative Fit Index (CFI)
4. Incremental Fit Index (IFI)
5. The goodness of fit index

جدول ٦.

شاخص‌های برازش مدل

مشخصه	مقدار مورد انتظار	مقدار مشاهده شده
CMIN/DF	کمتر از ۳	۱/۵۹۲
RMSEA	کوچک‌تر از ۰/۰۸	۰/۰۴۲
NFI	بزرگ‌تر از ۰/۹۰	۰/۹۶۹
CFI	بزرگ‌تر از ۰/۹۰	۰/۹۸۸
IFI	برگ‌تر از ۰/۹۰	۰/۹۸۸
GFI	بزرگ‌تر از ۰/۹۰	۰/۹۸۰

جهت بررسی تأثیر متغیر تعدیلگر جنسیت بر روی قصد رفتار استفاده از فناوری هوش مصنوعی در میان دانشجویان، از تحلیل گروه‌های چندگانه استفاده شد. نتایج جدول ۷ نشان می‌دهد، مقدار z مربوط به رابطه‌ی عملکرد مورد انتظار و قصد رفتاری (Z=۲/۹۹۱*) و تأثیر اجتماعی و قصد رفتاری (Z= -۳/۰۱۳*) استفاده از هوش مصنوعی معنادار است. رابطه بین عملکرد مورد انتظار و قصد رفتار در بین هر دو گروه مردان (β= ۰/۳٦٤، P <۰/۰۰۱) و زنان (β=۰٦/۰، P <۰/۰۰۱) معنی‌دار است، اما ازآنجایی‌که اختلاف بین ضرایب استاندارد زیاد است، مقدار z تفاوت بین این دو گروه معنی‌دار شده است. همچنین رابطه بین تأثیر اجتماعی و قصد رفتاری در گروه مردان (β=۰/۳۸، P <۰/۰۰۱) معنی‌دار و برای گروه زنان (β=۰/۳۷، P=۰/٦٥) غیرمعنی‌دار به دست آمده است و به همین دلیل مقدار z تفاوت بین این دو گروه نیز معنی‌دار شده است.

جدول ۷.

تحلیل چندگروهی

تعامل	گروه	ضریب استاندارد	ضریب غیراستاندارد	t	سطح معنی‌داری	z
عملکرد مورد انتظار×جنسیت ← قصد رفتار	مرد	۰/۳٦٤	۰/۲۹۷	٤/۵۰۹	P <۰/۰۰۱	۲/۹۹۱*
	زن	۰/٦۳٤	۰/٦۱٤	٦/۸٤٤	P <۰/۰۰۱	
تلاش مورد انتظار×جنسیت ← قصد رفتار	مرد	۰/۱۹۷	۰/۱۰۵	۲/۳۲۸	۰/۰۲۰	-۰/۸۷٤
	زن	۰/۰۸٤	۰/۰٤۷	۰/۹٦٤	۰/۳۳۵	
تأثیر اجتماعی×جنسیت ← قصد رفتار	مرد	۰/۳۸۸	۰/۲۵۹	٤/۹۲۲	P <۰/۰۰۱	-۳/۰۱۳*
	زن	۰/۰۳۷	۰/۰۲۵	۰/٤٤	۰/٦۵۷	

تعامل	گروه	ضریب استاندارد	ضریب غیراستاندارد	t	سطح معنی‌داری	z
شرایط تسهیلگر×جنسیت ← قصد رفتار	مرد	۰/۰۹۵	۰/۰۶۳	۱/۱۶۳	۰/۲۴۵	-۰/۰۱۳
	زن	۰/۰۸۵	۰/۰۶۲	۰/۹۱۵	۰/۳۶	
ریسک ادراک‌شده×جنسیت ← قصد رفتار	مرد	۰/۰۳	۰/۰۲۴	۰/۴۴۶	۰/۶۵۵	-۱/۱۱
	زن	-۰/۰۷۹	-۰/۰۶	-۱/۱۴۰	۰/۲۵۴	

بحث و نتیجه‌گیری

این پژوهش به بررسی عوامل تأثیرگذار بر پذیرش فناوری هوش مصنوعی در آموزش عالی بر اساس توسعه‌ی مدل یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری در بین دانشجویان پرداخته است. بر این اساس به بررسی پنج عامل عملکرد مورد انتظار، تلاش مورد انتظار، تأثیر اجتماعی، شرایط تسهیلگر و ریسک ادراک‌شده بر قصد رفتار و رفتار استفاده از فناوری پرداخته شد.

در مدل نظری پژوهش حاضر (UTAUT)، عملکرد مورد انتظار و تلاش مورد انتظار به‌عنوان سازه‌های شناختی اصلی، و تأثیر اجتماعی به‌عنوان عامل هنجاری، از مهم‌ترین پیش‌بین‌های قصد رفتاری برای پذیرش و استفاده از فناوری در نظر گرفته شده‌اند. نتایج نشان می‌دهد عملکرد مورد انتظار، تلاش مورد انتظار و تأثیر اجتماعی، رابطه مثبت و معنی‌داری با قصد رفتاری دارد که این یافته همسو با یافته‌های دیگر پژوهش‌ها است (Venkatesh et al., 2003؛ Rukhiran et al., 2022; El-Shaer et al., 2024;Ali et al., 2024;Foroughi et al., 2023). این یافته نشان می‌دهد، به اعتقاد دانشجویان فناوری هوش مصنوعی می‌تواند سبب افزایش بهره‌وری و تسهیل امور آموزشی و پژوهشی برای آن‌ها شود. فناوری هوش مصنوعی در حوزه آموزش می‌تواند یادگیری شخصی‌سازی‌شده را برای هر فرد ارائه کند و نیازهای هر یادگیرنده‌ای متناسب با سبک یادگیری او رفع نماید. همچنین در امور پژوهشی استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی می‌تواند در خدمت ایده پردازی، تسریع و یکپارچه کردن اطلاعات به کار گرفته شود. این کارایی سبب افزایش اشتیاق دانشجویان در به‌کارگیری ابزارهای هوش مصنوعی می‌شود. هم‌سو با نتایج مرورهای نظام‌مند و فراتحلیل‌ها عملکرد مورد انتظار قوی‌ترین پیش‌بین قصد رفتاری دانشجویان برای استفاده از هوش مصنوعی است (Xue et al., 2024)، که این امر بر نقش کلیدی ادراک سودمندی در پذیرش فناوری‌های نوظهور تأکید دارد.

در خصوص تلاش مورد انتظار نیز، یافته‌های این پژوهش همسو با مطالعات پیشین نشان داد هرچه کار با ابزارهای هوش مصنوعی ساده‌تر باشد و دستورالعمل‌ها و شیوه استفاده از آن‌ها روشن‌تر و قابل‌فهم‌تر ادراک شود، تمایل دانشجویان به استفاده از این ابزارها افزایش می‌یابد (Venkatesh et al., 2003;Lin et al., 2022). این نتیجه با بخش عمده‌ای از پژوهش‌های مربوط به پذیرش هوش مصنوعی نیز سازگار است؛ پژوهش‌هایی که سهولت تعامل و عدم نیاز به مهارت فنی پیچیده را از مزیت‌های کلیدی این فناوری برای کاربران می‌دانند (Roy et al., 2022;El-Shaer et al., 2024). به‌بیان‌دیگر، زمانی که دانشجویان احساس کنند استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی مستلزم صرف زمان و انرژی زیاد یا برخورداری از تخصص فنی بالا نیست، احتمال پذیرش و استفاده از آن افزایش می‌یابد. از این منظر، تلاش مورد انتظار، جایگاه خود را در مدل پژوهش به‌عنوان یکی از عوامل مؤثر بر شکل‌گیری قصد رفتاری به‌خوبی تبیین می‌کند.

در مدل UTAUT، تأثیر اجتماعی به‌عنوان یکی از سازه‌های کلیدی، به نقش ادراک فرد از انتظارات و نگرش‌های دیگران مهم در پذیرش فناوری اشاره دارد. یافته‌های این پژوهش نشان داد که استفاده دانشجویان از هوش مصنوعی در آموزش، تا حدی تحت تأثیر توصیه‌ها، تجربه‌ها و الگوهای رفتاری همسالان و اطرافیان آن‌ها قرار می‌گیرد. این نتیجه بیانگر آن است که پذیرش ابزارهای هوش مصنوعی صرفاً نتیجه ارزیابی فردی از سودمندی و سهولت استفاده نیست، بلکه از هنجارها و ارزش‌های اجتماعی حاکم بر محیط دانشگاهی و فرهنگی نیز تأثیر می‌پذیرد. در این چارچوب، می‌توان گفت که در میان بخشی از دانشجویان، استفاده از هوش مصنوعی در آموزش به‌عنوان نشانه‌ای از باسوادی، به‌روز بودن و انطباق با تحولات فناورانه تلقی می‌شود؛ موضوعی که نقش معنادار تأثیر اجتماعی را در تبیین قصد رفتاری تأیید می‌کند (Foroughi et al., 2023).

در مدل نظری UTAUT، شرایط تسهیلگر به میزان وجود منابع و حمایتی اشاره دارد که فرد برای استفاده از فناوری نیاز دارد؛ عواملی مانند دسترسی به سخت‌افزار، نرم‌افزار، دانش فنی و پشتیبانی. برخلاف برخی مطالعات که رابطه‌ی مثبت و معناداری میان این سازه و قصد رفتاری یافته‌اند (مانند Venkatesh et al., 2003)، نتایج این پژوهش نشان داد که شرایط تسهیلگر ارتباط معناداری با قصد رفتاری دانشجویان برای استفاده از هوش مصنوعی در آموزش ندارد.

این یافته‌ی غیرمنتظره، علی‌رغم آنکه با نتایج برخی مطالعات اخیر همسو است که نقش این شرایط را در برخی زمینه‌ها کمتر یا غیرمعنادار گزارش کرده‌اند (مانند El-Ali et al., 2024؛ Shaer et al.,2024؛ Strzelecki, 2023)، نیاز به بررسی چندجانبه دارد. همان‌طور که اشاره شد، مطالعاتی مانند Mafara & Abdullahi (2024) و همچنین پژوهش اسدزاده و همکاران (۱۴۰۰) به موانع زیرساختی–فنی همچون عدم وجود تجهیزات کافی، دسترسی محدود، نبود سیستم‌های فارسی و پشتیبانی فنی اشاره کرده‌اند که می‌توانند اشتیاق به استفاده را کاهش دهند.

بااین‌حال، با وجود اذعان به ضعف زیرساخت‌ها در ایران (مانند عدم تطابق کیفیت دسترسی و پشتیبانی با انتظارات دانشجویان)، این متغیر به‌عنوان یک مانع معنادار خود را نشان نداد و صرفاً غیرمعنادار آماری بود. دلایل این موضوع می‌تواند به شرح ذیل باشد:

- فراگیری و بدیهی بودن ضعف زیرساخت‌ها: ممکن است ضعف زیرساخت‌ها و محدودیت‌های دسترسی در محیط دانشگاهی ایران آن‌قدر فراگیر و شناخته شده باشد که دیگر به‌عنوان یک عامل تأثیرگذار در تصمیم‌گیری روزمره دانشجو برای استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی (که اغلب دسترسی به آن‌ها از طریق اینترنت فراهم است) در نظر گرفته نشود. به‌عبارت‌دیگر، دانشجویان ممکن است با این محدودیت‌ها کنار آمده باشند و آن را یک پیش‌فرض ثابت تلقی کنند، نه عاملی که به‌طور فعالانه بر قصد رفتاری شان اثر بگذارد. تمرکز اصلی آن‌ها ممکن است بیشتر بر سودمندی و سهولت درک شده (عملکرد و تلاش مورد انتظار) و تأثیر اجتماعی باشد که در این پژوهش معنادار بودند.
- تغییر درک از شرایط تسهیلگر: درک دانشجویان از شرایط تسهیلگر ممکن است با تعاریف سنتی نظری تفاوت داشته باشد. با توجه به ماهیت ابزارهای هوش مصنوعی که بسیاری از آن‌ها مبتنی بر وب هستند و نیاز به نصب نرم‌افزار پیچیده یا سخت‌افزار خاصی ندارند (مانند ChatGPT، Gemini و... که بیشتر مورداستفاده بوده‌اند)، شاید بخش قابل‌توجهی از شرایط تسهیلگر مورد انتظار از دیدگاه نظری (مانند نیاز به سیستم‌های تخصصی یا دانش فنی عمیق) برای این نوع ابزارها کمتر مصداق پیدا کند. درنتیجه، ضعف در این جنبه‌ها، تأثیر کمتری بر قصد رفتاری داشته باشد.
- قدرت اثرگذاری سایر سازه‌ها: همان‌طور که در یافته‌های این پژوهش و مرور et al. Ali (2024) مشهود است، سازه‌هایی چون عملکرد مورد انتظار، تلاش مورد انتظار و

تأثیر اجتماعی، اثرگذاری قوی‌تری بر قصد رفتاری دانشجویان داشته‌اند. این احتمال وجود دارد که اثرگذاری قوی این سازه‌ها، توانسته باشد اثر بالقوه (حتی منفی) شرایط تسهیلگر را پوشش دهد و باعث شود این متغیر در مدل نهایی، معنادار نباشد.

بنابراین، درحالی‌که ضعف زیرساخت‌ها یک واقعیت است، در این پژوهش، تأثیر مستقیم و معنادار آن بر قصد رفتاری دانشجویان برای استفاده از هوش مصنوعی، به دلایل ذکرشده، مشاهده نشد. این یافته، بر اهمیت درک زمینه‌ای و فرهنگی در مطالعات پذیرش فناوری تأکید می‌کند.

اضافه کردن سازه ریسک ادراک‌شده به مدل یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری از نوآوری‌های این پژوهش بود. یافته‌ها نشان دادند که هرچند میانگین ریسک ادراک‌شده در سطح نسبتاً بالایی قرار دارد، اما این سازه اثر مستقیم و معنی‌داری بر قصد رفتاری ندارد. این نتیجه در نگاه اول با برخی مطالعات که ریسک ادراک‌شده‌ی مربوط به حریم خصوصی، صحت محتوا، تقلب و تضعیف مهارت‌های شناختی را مانع مهمی برای پذیرش هوش مصنوعی می‌دانند ناهم‌سو است (Lai et al., 2024;Nagy, 2024;Chatterjee & Bhattacharjee, 2020). بااین‌حال، مرور مطالعات اخیر در زمینه‌ی پذیرش چت‌جی‌پی‌تی نشان می‌دهد که اثر ریسک ادراک‌شده در بافت‌های مختلف، متغیر و گاه ضعیف است؛ در برخی نمونه‌ها کارکردهای آموزشی و صرفه‌جویی در زمان به‌قدری برجسته‌اند که نگرانی‌ها را تحت‌الشعاع قرار می‌دهند. اگر دانشجویان ابزارهای هوش مصنوعی را در امور آموزشی و پژوهشی خود کاملاً سودمند بدانند ممکن است از خطرات بالقوه آن چشم‌پوشی کنند درحالی‌که اگر این فناوری را فاقد فایده بدانند، صرف‌نظر از خطرات احتمالی آن ممکن است مایل به استفاده از آن نباشند (Lai et al., 2024). بعلاوه عدم آگاهی دانشجویان از ماهیت دقیق ابزارهای هوش مصنوعی و این‌که چگونه کار می‌کنند می‌تواند دلیل دیگری باشد که رابطه‌ای بین ریسک ادراک‌شده و نگرش به استفاده از هوش مصنوعی وجود نداشته باشد (عبداللطیف و همکاران، ۲۰۲۳). از این منظر، عدم معناداری اثر ریسک ادراک‌شده نه به «نبود ریسک»، بلکه به «فقدان درک عمیق و ساخت‌یافته از ریسک» اشاره دارد. نکته دیگری که در تبیین این یافته قابل‌توجه است، وجود رابطه منفی و معنادار میان ریسک ادراک‌شده و رفتار استفاده در کنار عدم رابطه معنادار آن با قصد رفتاری است. این الگو می‌تواند نشان دهد که ریسک ادراک‌شده در مرحله‌ی تصمیم‌گیری اولیه برای استفاده، نقش

تعیین‌کننده‌ای ندارد؛ به این معنا که بسیاری از دانشجویان ممکن است پیش از تجربه‌ی مستقیم استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی، درک دقیق و ملموسی از پیامدهای منفی آن نداشته باشند و بنابراین، این ادراک هنوز به عاملی بازدارنده برای شکل‌گیری قصد تبدیل نشده باشد. بااین‌حال، پس از شروع استفاده و مواجهه‌ی واقعی با محدودیت‌ها، خطاها یا پیامدهای احتمالی این فناوری، سطح آگاهی از ریسک افزایش می‌یابد و همین امر می‌تواند در رفتار واقعی استفاده، اثر بازدارنده‌تری نشان دهد. به‌بیان‌دیگر، در این پژوهش ریسک ادراک‌شده بیشتر به‌عنوان تجربه‌ای پس از استفاده و نه یک پیش‌نگر قوی برای قصد ظاهر شده است.

در این پژوهش همانند مطالعات دیگر (El-Shaer et al., 2024;Jain & Jain, 2021;Izkair & Lakulu, 2023) نقش تعدیل‌گری جنسیت بر روی متغیرهای عملکرد مورد انتظار و تأثیر اجتماعی تائید شد. این یافته نشان می‌دهد عملکرد مورد انتظار، قصد استفاده از فناوری هوش مصنوعی در آموزش را در بین زنان بیشتر از مردان ترغیب می‌کند و زنان در مقایسه با مردان انتظارات بیشتری از مفید بودن و تسهیل امور آموزشی و پژوهشی به‌واسطه استفاده از فناوری هوش مصنوعی را دارند. همچنین در رابطه بین تأثیر اجتماعی و قصد رفتار، در مردان رابطه قدرتمندی مشاهده شد، که نشان‌دهنده این است که در پذیرش و استفاده از فناوری هوش مصنوعی در آموزش، مردان با توصیه اطرافیان خود و همچنین مشاهده‌ی استفاده سایرین از این فناوری بیشتر در به‌کارگیری و استفاده از آن ترغیب می‌شوند (Jain & Jain, 2021).

این مطالعه با بررسی عوامل تأثیرگذار بر پذیرش فناوری هوش مصنوعی در بین دانشجویان، به چگونگی ادراک دانشجویان از این فناوری پرداخت. با شناخت نحوه ادراک و بررسی تأثیر عوامل مختلف در پذیرش این فناوری، می‌توان به پذیرش بیشتر و سریع‌تر این فناوری در آموزش عالی کمک کرد. نتایج نشان‌دهنده تمرکز دانشجویان بر کارایی و تسهیل امور آموزشی و پژوهشی آن‌ها و همچنین سادگی استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی است. همچنین، با توجه به نتایج این پژوهش، برای افزایش پذیرش و استفاده از هوش مصنوعی در آموزش عالی، بهبود دسترسی به زیرساخت‌ها و تقویت بخش‌های خدمات پشتیبانی از فناوری هوش مصنوعی، برجسته‌سازی مزایای این فناوری، ارائه‌ی آموزش‌های هدفمند، ایجاد اعتماد نسبت به این فناوری، طراحی و توسعه‌ی نسخه‌های بومی با ارائه دستورالعمل‌های ساده و قابل‌فهم و همچنین

مطابق با سیستم‌ها و پایگاه‌های داخلی را می‌توان در برنامه‌های سیاست‌گذاران، طراحان، توسعه‌دهندگان و سرمایه‌گذاران قرار داد. در سیاست‌گذاری‌ها، به تفاوت‌های جنسیتی در درک منافع و هنجارهای پیرامون هوش مصنوعی باید در نظر گرفت.

محدودیت‌هایی که این پژوهش با آن‌ها موجه بود عبارت‌اند از: نخست، نمونه‌گیری به‌صورت در دسترس انجام شده است؛ ازاین‌رو، تعمیم مستقیم نتایج به کل دانشجویان کشور باید با احتیاط صورت گیرد. دوم، استفاده از پرسشنامه خودگزارش‌دهی، به‌ویژه در سنجش سازه‌هایی مانند ریسک ادراک‌شده، ممکن است با محدودیت‌هایی ازجمله پوشش‌ندادن کامل ابعاد مفهوم و احتمال سوگیری پاسخ‌دهی همراه باشد. سوم، ماهیت مقطعی پژوهش امکان استنباط روابط علّی قطعی را محدود می‌کند و تنها تصویری از وضعیت موجود ارائه می‌دهد. درنهایت، شرایط زمانی اجرای پژوهش نیز می‌تواند بر نگرش و پاسخ‌های مشارکت‌کنندگان اثر گذاشته باشد؛ بنابراین، یافته‌های این مطالعه باید با در نظر گرفتن این محدودیت‌ها تفسیر شوند.

این پژوهش با نشان دادن نقش عوامل مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی در میان دانشجویان، علاوه بر تبیین پیامدهای نظری و عملی، چند پرسش جدید را نیز مطرح می‌کند؛ ازجمله اینکه این ادراکات در طول زمان چگونه تغییر می‌کنند، هوش مصنوعی چه اثری بر کیفیت یادگیری، تفکر انتقادی و خلاقیت دارد، و نسخه‌های بومی و آموزش‌های هدفمند تا چه حد می‌توانند اعتماد و پذیرش را افزایش دهند. بر این اساس، پژوهش‌های آتی می‌توانند با استفاده از مطالعات طولی به بررسی تغییرات نگرش و رفتار کاربران در گذر زمان بپردازند، با طرح‌های آمیخته و کیفی ابعاد پنهان‌تر تجربه دانشجویان را آشکار کنند، و با نمونه‌های گسترده‌تر و نماینده‌تر قابلیت تعمیم نتایج را افزایش دهند. همچنین، بررسی اثرات شناختی و آموزشی هوش مصنوعی و ارزیابی اثربخشی نسخه‌های بومی نیز از موضوعات مهم برای پژوهش‌های آینده است.

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق پژوهش

نویسندگان اصول اخلاقی را در انجام و انتشار این پژوهش علمی رعایت نموده‌اند و این موضوع موردتأیید همه آن‌هاست.

مشارکت نویسندگان

این مقاله برگرفته از پایان‌نامه کارشناسی ارشد نویسنده اول است. نویسنده اول، اجرای طرح مطالعه، جمع‌آوری داده‌ها، تحلیل‌های آماری، تفسیر یافته‌ها و تهیه نسخه اصلی مقاله را انجام داده است.

نویسنده دوم: استاد راهنمای پایان‌نامه، طراحی پژوهش، نظارت بر مراحل انجام پژوهش، بررسی و کنترل نتایج، اصلاح، بازبینی و نهایی‌سازی مقاله

نویسنده سوم: استاد مشاور پایان‌نامه، مشارکت در طراحی پژوهش، نظارت بر مراحل انجام پژوهش، بررسی و کنترل نتایج، اصلاح، بازبینی، نهایی‌سازی مقاله و ارسال آن برای مجله.

کلیهٔ نویسندگان نسخهٔ منتشرشدهٔ مقاله را مطالعه و با آن موافقت کرده‌اند.

دسترسی به داده‌ها

داده‌ها در صورت درخواست از نویسندگان در دسترس خواهند بود.

اعلامیه استفاده از هوش مصنوعی و فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در فرایند نگارش

در فرایند نگارش این مقاله، نویسندگان از ChatGPT (OpenAI) صرفاً به‌منظور بهبود نگارش علمی، روان‌سازی متن، اصلاح ساختار زبانی و ویرایش ادبی استفاده کرده‌اند. این ابزار هیچ نقشی در طراحی پژوهش، تدوین فرضیه‌ها، گردآوری داده‌ها، تحلیل و تفسیر یافته‌ها یا نتیجه‌گیری نداشته است. تمامی محتوای علمی مقاله توسط نویسندگان بازبینی، اصلاح و تأییدشده و مسئولیت کامل صحت، اصالت و یکپارچگی مطالب ارائه‌شده بر عهده نویسندگان است.

تعارض منافع

نویسندگان هیچ‌گونه تعارض منافعی ندارند.

حامی مالی

این مقاله هیچ‌گونه حمایت مالی دریافت نکرده است.

سپاسگزاری

نویسندگان بر خود لازم می‌دانند از تمامی دانشجویانی که با صرف وقت و مشارکت داوطلبانه و همچنین اساتید محترم و داوران گرامی، که امکان اجرای این پژوهش را فراهم کردند، صمیمانه قدردانی نمایند. همچنین از حمایت‌های دانشگاه تهران در اجرای این پژوهش سپاسگزاری می‌شود.

منابع

اسدزاده، احمد، مهدیون، روح‌اله، و یارمحمدزاده، پیمان. (۱۴۰۰). شناسایی موانع استفاده از فناوری اطلاعات و ارتباطات در فعالیت‌های آموزشی دانشجویان (مطالعه موردی دانشگاه ارومیه). *علوم و فنون مدیریت اطلاعات*، *۷*(۲)، ۱۷۵–۱۹۸. https://doi.org/10.22091/stim.2020.6265.1481

حاصلی سنقری، مهدی، فیض، سلطانعلی، احمدی، رضا، و یعقوبی، مهدی. (۱۴۰۲). بررسی عوامل مؤثر در پذیرش و استفاده از فناوری سیستم مدیریت یادگیری توسط دانشجویان دانشگاه فرهنگیان. *مطالعات آموزش و یادگیری*، *۱۵*(۱)، ۱۰۱–۱۱۹. https://doi.org/10.22099/jsli.2023.7187

حامدی‌نسب، صادق، و رحیمی، شهلا. (۱۴۰۳). موانع و چالش‌های پیاده‌سازی هوش مصنوعی در نظام آموزش عالی. *مطالعات برنامه‌ریزی آموزشی*، *۱۳*(۲۶)، ۵۷–۷۳. https://doi.org/10.22080/eps.2025.28149.2295

خرسندی طاسکوه، علی، جامه‌بزرگ، زهرا، و عسکری، امیر. (۱۴۰۲). ترند تکنولوژی‌های نوین در یادگیری و تدریس، با تأکید بر چالش‌ها و سیاست‌های موردنیاز در عصر پساکرونا. *فناوری آموزشی در یادگیری*، *۵*(۱۹)، ۱۰۶–۱۲۸. https://doi.org/10.2054/jti.2023.72262.1364

خطیب زنجانی، نازیلا، و کریمی، مهسا. (۱۴۰۴). شناسایی ابعاد، مؤلفه‌ها و شاخص‌های کارکردهای هوش مصنوعی در آموزش عالی با رویکرد فراترکیب. *فناوری و دانش‌پژوهی در آموزش*، *۴*(۵)، ۹–۲۵. https://doi.org/10.30473/t-edu.2025.73448.1240

رسولی، بهنام، عباسی، حسین، و مرادی، رحیم. (۱۴۰۴). اثربخشی آموزش درس اصول و روش‌های تدریس با هوش مصنوعی بر درگیری تحصیلی و پیشرفت تحصیلی دانشجویان دانشگاه فرهنگیان. *فناوری و دانش‌پژوهی در تعلیم و تربیت*، *۵*(۱۹)، ۲۷–۳۸.

عظیم‌پور، سهراب، شاه‌علیزاده، محمد، پوربهرامی، شهین، و طاهری کردکندی، امیرمحسن. (۱۴۰۳). مروری نظام‌مند بر چالش‌های به‌کارگیری هوش مصنوعی در آموزش و یادگیری در آموزش عالی. *فناوری‌های آموزشی در یادگیری*، *۷*(۲۶)، ۹–۳۲. https://doi.org/10.22054/jti.2025.82760.1520

علیزاده جمال، محمد، و کیهان، جواد. (۱٤۰۰). ارزیابی مدل یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری اطلاعات جهت پیش‌بینی میزان استفاده معلمان از فناوری رایانه‌ای در کلاس درس. *فناوری آموزش*، ۱۶(۱)، ۱٤۷–۱٥٦. https://doi.org/10.22061/tej.2021.6711.2438

محمدیان، شاهرخ، قاسم‌زاده علیشاهی، ابوالفضل، و رفیعی، محسن. (۱۳۹۹). مدل علی پذیرش و استفاده از فناوری اطلاعات و ارتباطات دانشجویان دانشگاه علوم پزشکی تبریز در اهداف آموزشی و پژوهشی بر اساس مدل UTAUT. *پردازش و مدیریت اطلاعات*، ۳٦(۲ (۱۰٤ پیاپی))، ۳۹۱–٤۱۸. https://doi.org/10.35050/JIPM010.2020.005

مدهوشی، مهرداد، و یحیی‌نتاج، فاطمه. (۱۳۹٦). *بررسی تأثیر آموزش قبلی و جنسیت بر پذیرش یادگیری الکترونیک: مورد مطالعه مرکز آموزش الکترونیک دانشگاه تهران* [مقاله ارائه‌شده در کنفرانس بین‌المللی پژوهش‌های نوین در مدیریت، اقتصاد، توانمندی صنعت جهانگردی در توسعه، مشهد]. https://civilica.com/doc/699250

References

Akinoso, S. O. (2023). Motivation and ICT in secondary school mathematics using unified theory of acceptance and use of technology model. *Indonesian Journal of Educational Research and Technology, 3*(1), 79–90. https://doi.org/10.17509/ijert.v3i1.47183

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

Ali, I., Warraich, N. F., & Butt, K. (2024). Acceptance and use of artificial intelligence and AI-based applications in education: A meta-analysis and future direction. *Information Development*, 02666669241257206.

Alizadeh Jamal, M., & Keyhan, J. (2021). Evaluating the unified theory of acceptance and use of technology (UTAUT) for predicting teachers' use of computer technologies in classrooms. *Educational Technology, 16*(1), 147–156. [In Persian]

Arefnejad, S., Khadivi, A., & Alipour, F. (2024). Challenges and applications of artificial intelligence in education: A systematic review. *Journal of Knowledge-Research Studies, 3*(4), 53–76. https://doi.org/10.22034/jkrs.2024.63182.1106

Asadzadeh, A., Mahdion, R., & Yarmohammadzadeh, P. (2021). Identifying barriers to the use of information and communication technologies in students' educational activities: A case study of Urmia University. *Information Management and Science & Technology*, *7*(2), 175–198. [In Persian]

Azimpour, S., Shahalizadeh, M., Pourbahrami, S., & Taheri Kordkandi, A. M. (2024). A systematic review of the challenges of applying artificial intelligence in teaching and learning in higher education. *Educational Technologies in Learning*, *7*(26), 9–32. [In Persian]

Bhardwaj, P., Gupta, P. K., Panwar, H., Siddiqui, M. K., Morales-Menendez, R., & Bhaik, A. (2021). Application of deep learning on student engagement in e-learning environments. *Computers & Electrical Engineering, 93*, 107277.

Chan, C. K. Y. (2023). A comprehensive AI policy education framework for university teaching and learning. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *20*(1), Article 38. https://doi.org/10.1186/s41239-023-00408-3

Chatterjee, S., & Bhattacharjee, K. K. (2020). Adoption of artificial intelligence in higher education: A quantitative analysis using structural equation modelling. *Education and Information Technologies*, *25*(5), 3443–3463.

Cheng, E. C., & Wang, T. (2022). Institutional strategies for cybersecurity in higher education institutions. *Information*, *13*(4), Article 192. https://doi.org/10.3390/info13040192

Dishon, G. (2017). New data, old tensions: Big data, personalized learning, and the challenges of progressive education. *Theory and Research in Education*, *15*, 147787851773523. https://doi.org/10.1177/1477878517735233

Elshaer, I. A., Hasanein, A. M., & Sobaih, A. E. E. (2024). The moderating effects of gender and study discipline in the relationship between university students' acceptance and use of ChatGPT. *European Journal of Investigation in Health, Psychology and Education*, *14*(7), 1981–1995.

Foroughi, B., Senali, M. G., Iranmanesh, M., Khanfar, A., Ghobakhloo, M., Annamalai, N., & Naghmeh-Abbaspour, B. (2024). Determinants of intention to use ChatGPT for educational purposes: Findings from PLS-SEM and fsQCA. *International Journal of Human–Computer Interaction*, *40*(17), 4501–4520.

George, D., & Mallery, P. (2024). *IBM SPSS statistics 29 step by step: A simple guide and reference*. Routledge.

Granic, A. (2022). Educational technology adoption: A systematic review. *Education and Information Technologies*, *27*(7), 9725–9744. https://doi.org/10.1007/s10639-022-10951-7

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., Anderson, R. E., & Tatham, R. L. (2019). *Multivariate data analysis*. Cengage.

Hamdi-Nasab, S., & Rahimi, S. (2024). Barriers and challenges of implementing artificial intelligence in higher education. *Educational Planning Studies*, *13*(26), 57–73. [In Persian]

Haseili Sanoqari, M., Feyz, S., Ahmadi, R., & Yaghoubi, M. (2023). Investigating factors influencing the acceptance and use of learning management system technology among Farhangian University students. *Studies in Teaching and Learning*, *15*(1), 101–119. [In Persian]

Izkair, A. S., & Lakulu, M. M. (2023). The moderating effects of gender on factors affecting the intention to use mobile learning. *Journal of Information Technology Education: Research*, *22*, 199–233.

Jain, V., & Jain, P. (2021). From Industry 4.0 to Education 4.0: Acceptance and use of videoconferencing applications in higher education of Oman. *Journal of Applied Research in Higher Education*, *14*(3), 1079–1098.

Kabbo, M., Sobuz, M., & Khan, M. (2023). Combined influence of waste marble powder and silica fume on the mechanical properties of structural cellular lightweight concrete. In *International Conference on Planning, Architecture & Civil Engineering*.

Khatib Zanjani, N., & Karimi, M. (2025). Identifying dimensions, components, and indicators of artificial intelligence functions in higher education: A meta-synthesis approach. *Technology and Scholarship in Education*, *5*(4). [In Persian]

Khorsandi Taskouh, A., Jamebozorg, Z., & Askari, A. (2023). Emerging trends in learning and educational technologies with emphasis on challenges and policy requirements in

the post-COVID era. *Educational Technology in Learning, 5*(19), 106–128. [In Persian]

Kučak, D., Juričić, V., & Đambić, G. (2018). Machine learning in education—A survey of current research trends. *Annals of DAAAM & Proceedings, 29*.

Lai, C. Y., Cheung, K. Y., Chan, C. S., & Law, K. K. (2024). Integrating the adapted UTAUT model with moral obligation, trust and perceived risk to predict ChatGPT adoption for assessment support: A survey with students. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 6*, 100246.

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

López-Belmonte, J., Segura-Robles, A., Moreno-Guerrero, A. J., & Parra-Gonzalez, M. E. (2021). Robotics in education: A scientific mapping of the literature in Web of Science. *Electronics, 10*(3), 291.

Luckin, R. (2017). *Machine learning and human intelligence: The future of education for the 21st century*. UCL Institute of Education Press.

Madhooshi, M., & Yahya-Netaj, F. (2017). *The effect of prior training and gender on e-learning acceptance: Case study of the University of Tehran e-learning center* [Paper presentation]. International Conference on New Research in Management, Economics, and Tourism Development, Mashhad. [In Persian]

Mafara, R., & Abdullahi, S. (2024). Adopting Artificial Intelligence (AI) in education: Challenges & possibilities. *Asian Journal of Advanced Research and Reports, 18*(2), 106–111.

Matsika, C., & Zhou, M. (2021). Factors affecting the adoption and use of AVR technology in higher and tertiary education. *Technology in Society, 67*, Article 101694. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2021.101694

McDonald, N., Johri, A., Ali, A., & Hingle, A. (2024). *Generative artificial intelligence in higher education: Evidence from an analysis of institutional policies and guidelines* (arXiv:2402.01659). https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.01659

Mohammadian, S., Ghasemzadeh Alishahi, A., & Rafiei, M. (2020). A causal model of acceptance and use of ICT among Tabriz University of Medical Sciences students in educational and research purposes based on UTAUT. *Information Processing and Management, 36*(2), 391–418. [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), 2386892.

Okonkwo, C. W., & Ade-Ibijola, A. (2020). Python-Bot: A chatbot for teaching Python programming. *Engineering Letters, 29*(1).

Ramazanzade, K., & Rostaminezhad, M. A. (2025). Opportunities to use artificial intelligence in higher education. *Technology of Instruction and Learning, 8*(28), 59–92. https://doi.org/10.22054/jti.2025.81279.1494

Rasouli, B., Abbasi, H., & Moradi, R. (2025). The effectiveness of AI-based teaching principles and methods course on academic engagement and academic achievement among Farhangian University students. *Technology and Scholarship in Education, 5*(4). [In Persian]

Rukhiran, M., Phaokla, N., & Netinant, P. (2022). Adoption of environmental information chatbot services based on the internet of educational things in smart schools: Structural equation modeling approach. *Sustainability, 14*(23), 15621.

Savicki, V. (2023). *Developing intercultural competence and transformation: Theory, research, and application in international education*. Routledge. https://doi.org/10.4324/9781003444169

Similer, C., & Grace, M. (2017). Generation Z: Educating and engaging the next generation of students. *About Campus, 22*, 21–26. https://doi.org/10.1002/abc.21293

Slimi, Z., & Carballido, B. V. (2023). *Systematic review: AI's impact on higher education—learning, teaching, and career opportunities*. Association for Information Communication Technology Education and Science (UIKTEN).

Strzelecki, A. (2024). Students' acceptance of ChatGPT in higher education: An extended unified theory of acceptance and use of technology. *Innovative Higher Education, 49*(2), 223–245.

Tilley, D. S., Boswell, C., & Cannon, S. (2006). Developing and establishing online student learning communities. *CIN: Computers, Informatics, Nursing, 24*(3), 144–149.

Vincent-Lancrin, S., & Van der Vlies, R. (2020). *Trustworthy artificial intelligence (AI) in education: Promises and challenges*. OECD Publishing.

Xue, L., Rashid, A. M., & Ouyang, S. (2024). The Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) in higher education: A systematic review. *SAGE Open, 14*(1), 21582440241229570.

Yakubu, M. N., David, N., & Abubakar, N. H. (2025). Students' behavioural intention to use content generative AI for learning and research: A UTAUT theoretical perspective. *Education and Information Technologies*, 1–26.

Yilmaz, R., & Yilmaz, F. G. K. (2023). The effect of generative artificial intelligence (AI)-based tool use on students' computational thinking skills, programming self-efficacy and motivation. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 4*, Article 100147.

Zhou, C. (2023). Integration of modern technologies in higher education on the example of artificial intelligence use. *Education and Information Technologies, 28*(4), 3893–3910.

Zulaiha, D., & Triana, Y. (2023). Students' perception toward the use of open educational resources to improve writing skills. *Studies in English Language and Education, 10*(1), 174–196.