Iranian Educational Technology Association

Journal of Trends and Achievements in Learning Technology

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

Validation of the Generative Artificial Intelligence Acceptance Scale among University Students: Testing a Model Based on the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)

Khalil Zandi [1] | **Seyed Adnan Hosseini** [2*] | **Elahe Niknam** [3]

1. Assistant Professor, Department of Educational Administration, Farhangian University, Tehran, Iran. E-mail: kh.zandi@cfu.ac.ir

2. *Corresponding Author,* Assistant Professor, Department of Psychology Education and Counselling, Farhangian University, Tehran, Iran. E-mail: adnan1671@cfu.ac.ir

3. Ph.D Candidate of Political Science, Ker.C., Islamic Azad University, Kermanshah, Iran. E-mail: e.niknam132@gmail.com

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

Article Type: Reserch Article

Article history:
Received July 01, 2025
Received in revised form August 15, 2025
Accepted August 30, 2025
Published Online September 27, 2025

Keywords: Artificial Intelligence, Effort Expectancy, Facilitating Conditions, Performance Expectancy, Social Influence

ABSTRACT

The purpose of this study was to validate the Generative Artificial Intelligence Acceptance Scale, grounded in the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT), for use among Iranian university students. The statistical population consisted of all undergraduate students nationwide, from whom 351 participants were selected through convenience sampling. Data were collected using the Persian version of the Generative AI Acceptance Scale, which comprises 20 items measuring four subscales: performance expectancy, effort expectancy, facilitating conditions, and social influence. Cultural adaptation of the instrument was ensured through back-translation procedures and expert review to confirm face validity. Analyses included first- and second-order confirmatory factor analysis (CFA), assessment of reliability via Cronbach's alpha, and one-sample *t*-tests. First-order CFA results indicated that item loadings ranged from 0.52 to 0.87, confirming the hypothesized four-factor structure ($\chi^2/df = 2.12$; RMSEA = 0.056; CFI = 0.95). Second-order CFA further demonstrated that the four components collectively form a higher-order construct representing overall generative AI acceptance ($\chi^2/df = 2.26$; RMSEA = 0.060; CFI = 0.94). Factor loadings of the subscales onto the higher-order construct ranged from 0.51 to 0.82. The overall reliability of the scale was 0.90, with subscale reliabilities ranging from 0.61 to 0.89. At the construct level, the results of a one-sample *t*-test indicated that the mean generative AI acceptance score among participants was significantly above the scale midpoint (*p* <.01). These findings support the validity and reliability of the Persian version of the Generative AI Acceptance Scale. It can therefore be effectively used in future research to assess generative AI acceptance among university students in Iran.

Cite this Article: Zandi, Kh., Hosseini, S.A., & Niknam, E. (2025). Validation of the Generative Artificial Intelligence Acceptance Scale Among University Students: Testing a Model Based on the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT). *Trends and Achievements in Learning Technology*, 2(7), 143-166. https://doi.org/10.22034/jlt.2025.2079509.1067

© Author(s)
Publisher: Iranian Educational Technology Association

Introduction

Artificial Intelligence (AI) refers to the development of systems capable of performing tasks that typically require human intelligence, such as learning, reasoning, problem-solving, and natural language processing (Sheikh et al., 2023). A recent and influential subset of AI—generative AI—leverages large language models and deep learning to produce novel content, including text, images, music, and code (Rokosh et al., 2024). This technology has transformed the traditional boundaries between humans and machines across fields ranging from design and engineering to education and medicine, serving as a powerful tool to enhance creativity, solve complex problems, and increase productivity (Feuerriegel et al., 2024).

In the context of education, generative AI models such as ChatGPT hold significant potential to support learning by providing personalized feedback, acting as an educational assistant, and improving students' writing skills, idea organization, and overall cognitive and emotional engagement (Chen et al., 2025). However, the adoption of these tools also presents challenges, including the potential erosion of critical thinking, overreliance on technology, and serious ethical concerns related to plagiarism and data privacy (Cotton et al., 2024). Crucially, the successful integration of such technologies in educational settings depends heavily on user acceptance, as even the most advanced tools fail to achieve their intended outcomes without active student engagement and willingness to adopt (Baytak et al., 2023).

To systematically analyze the factors influencing this adoption, the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) provides a well-established framework. UTAUT proposes four core constructs—performance expectancy, effort expectancy, social influence, and facilitating conditions—as primary predictors of behavioral intention (Venkatesh et al., 2003; Chan & Hu, 2023). These constructs have consistently been validated as key determinants of educational technology acceptance across diverse contexts (Teng et al., 2022). Grounded in this theoretical model, Yilmaz et al. (2024) developed the Generative Artificial Intelligence Acceptance Scale (GAIAS) to assess the attitudes and behavioral intentions of educational users. Given the substantial cultural, infrastructural, and organizational differences across educational systems, validating a Persian version of this scale among Iranian students is essential. This effort addresses a clear research gap and provides the empirical foundation necessary for policymakers and educators to design evidence-based programs and targeted interventions.

Research Questions

1. Does the Generative Artificial Intelligence Acceptance Scale possess construct validity?

2. Does the Generative Artificial Intelligence Acceptance Scale demonstrate acceptable reliability?

Methodology

This study employed a descriptive-survey design for data collection, with analyses conducted within a correlational framework using factor analysis. The population consisted of undergraduate students in Iran, and participants were selected through convenience sampling. A total of 351 students participated, including 153 males and 198 females. To measure the study constructs, the Generative AI Acceptance Scale (GAIAS) was used, comprising 20 items across four subscales: performance expectancy, effort expectancy, facilitating conditions, and social influence. The original scale was developed by the initial researchers, demonstrating construct validity and reliability through exploratory and confirmatory factor analyses.

The translation and cultural adaptation process followed a back-translation method. First, the original scale was translated into Persian, and then re-translated into English to check conceptual equivalence. The original and back-translated versions were compared by a proficient English speaker to ensure alignment. The face validity of the Persian version was confirmed by five faculty members. Data analyses included first- and second-order confirmatory factor analyses to examine the factorial structure, Cronbach's alpha for internal consistency, and one-sample t-tests to compare construct means against a benchmark. Analyses were performed using SPSS version 19 and AMOS version 23.

Results

Prior to confirmatory factor analysis, assumptions were examined. The Kolmogorov–Smirnov test indicated normal distribution ($p = 0.176$), and the Kaiser-Meyer-Olkin measure was 0.897; Bartlett's test was significant ($\chi^2 = 3440.047$), confirming the suitability of the correlation matrix for factor analysis. First-order confirmatory factor analysis demonstrated a good fit for the four-factor model ($\chi^2/df = 2.12$; CFI = 0.95; TLI = 0.91; RMSEA = 0.056). Factor loadings ranged from 0.52 to 0.87 and were significant ($t > 1.96$), indicating the validity of the Persian version's first-order factor structure. Second-order analysis also showed good fit ($\chi^2/df = 2.26$; CFI = 0.94; TLI = 0.91; RMSEA =

0.060). All four components had significant loadings above 0.50 ($p < 0.01$), with the highest for facilitating conditions (0.82), followed by effort expectancy, performance expectancy, and social influence.

Cronbach's alpha for the overall scale was 0.90. Subscale reliabilities were: performance expectancy 0.87, effort expectancy 0.89, social influence 0.86, and facilitating conditions 0.61, acceptable given the small number of items in the last subscale. One-sample t-tests indicated a mean acceptance score of 3.75 (SD = 0.524; $t = 27.02$, $p < 0.01$), above the moderate level. All four dimensions also showed above-average acceptance. Overall, the Persian GAIAS demonstrated good validity and reliability for assessing generative AI acceptance among Iranian students.

Conclusion

The findings indicate that the Persian GAIAS exhibits a four dimensional factor structure, in which the subscales of performance expectancy, effort expectancy, facilitating conditions, and social influence collectively and significantly explain the central construct of acceptance. This pattern aligns with the structure of the original scale (Yilmaz et al., 2024), the UTAUT model (Venkatesh et al., 2003), and converges with prior research in educational technology adoption (Wu et al., 2022; Teng et al., 2022). Theoretically, the results can be interpreted within broader behavioral frameworks. According to the Theory of Planned Behavior, performance and effort expectancy reflect individuals' attitudes toward using the technology, social influence represents the subjective norms surrounding its use, and facilitating conditions indicate the degree of perceived behavioral control (Ajzen, 1991). Furthermore, Bandura's social cognitive theory offers a complementary lens, positing that cognitive factors—such as perceived performance and effort—interact with environmental factors—including social influence and resource availability—to collectively shape behavioral intentions and, ultimately, technology acceptance (Bandura, 1986).

The main limitation is the use of convenience sampling, which limits generalizability. Nevertheless, the scale's validity and reliability were confirmed. It is recommended that the tool be used across diverse educational groups, including students, teachers, and faculty, and that managerial, technological, and educational factors influencing technology adoption be examined. Practically, enhancing skills in generative AI, such as prompt engineering and educational content creation, can improve students' perceptions of usefulness and ease of use. Providing proper technical infrastructure and support networks is essential,

and the positive influence of instructors and teachers highlights the role of social influence. In conclusion, the Persian GAIAS, with its valid factor structure, acceptable reliability, and theoretical coherence, is a suitable instrument for assessing generative AI acceptance in academic settings and can serve as a foundation for broader studies on the role of this technology in learning and education.

Acknowledgments

The authors express their gratitude to all the students who participated in this study.

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

اعتباریابی مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد در میان دانشجویان: آزمون یک مدل مبتنی بر نظریه یکپارچه پذیرش و کاربست فناوری (UTAUT)

خلیل زندی [۱] | سید عدنان حسینی [۲*] | الهه نیک‌نام [۳]

۱. استادیار، گروه مدیریت آموزشی، دانشگاه فرهنگیان، تهران، ایران. رایانامه: kh.zandi@cfu.ac.ir

۲. *نویسنده مسئول*، استادیار، گروه آموزش روانشناسی و مشاوره، دانشگاه فرهنگیان، تهران، ایران. رایانامه: adnan1671@cfu.ac.ir

۳. دانشجوی دکترا، گروه علوم سیاسی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد کرمانشاه، کرمانشاه، ایران. رایانامه: e.niknam132@gmail.com

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

نوع مقاله:
مقاله پژوهشی

تاریخچه مقاله
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۴/۱۰
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۵/۲۴
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۰۸
تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۷/۰۵

کلیدواژه‌ها:
انتظار تلاش،
انتظار عملکرد،
تأثیر اجتماعی،
شرایط تسهیل‌کننده،
هوش مصنوعی

چکیده

هدف مطالعه، اعتباریابی مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد مبتنی بر مدل نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری در میان دانشجویان ایرانی بود. جامعه آماری مشتمل بر تمامی دانشجویان مقطع کارشناسی دانشگاه‌های کشور بود که با استفاده از روش نمونه‌گیری در دسترس تعداد ۳۵۱ نفر انتخاب شدند. ابزار گردآوری داده‌ها، نسخه فارسی مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد شامل ۲۰ ماده و چهار زیرمقیاس انتظار عملکرد، انتظار تلاش، شرایط تسهیل‌کننده و تأثیر اجتماعی بود. قبل از اجرا، از انطباق فرهنگی مقیاس با کمک روش ترجمه معکوس و روایی ظاهری با نظر خبرگان اطمینان حاصل شد. تجزیه‌وتحلیل داده‌ها با تحلیل عاملی مرتبه اول و دوم، ضریب آلفای کرونباخ، و آزمون t تک نمونه‌ای انجام شد. نتایج تحلیل عاملی مرتبه اول نشان داد که آیتم‌ها در دامنه ۰/۵۲ تا ۰/۸۷ قرار داشته و قابل‌تقلیل به چهار مؤلفه انتظار عملکرد، انتظار تلاش، شرایط تسهیل‌کننده و تأثیر اجتماعی هستند (X2/df: 2.12; RMSEA: 0.056; CFI: 0.95). نتایج تحلیل مرتبه دوم نشان داد که چهار مؤلفه، می‌توانند تشکیل‌دهنده سازه کلی‌تر پذیرش هوش مصنوعی مولد باشند (X2/df: 2.26; RMSEA: 0.060; CFI: 0.94). بار عاملی مؤلفه‌ها بر روی سازه کلی در دامنه ۰/۵۱ تا ۰/۸۲ قرار داشت. پایایی کل مقیاس ۰/۹۰ بود و پایایی زیرمقیاس‌ها در دامنه ۰/۶۱ تا ۰/۸۹ قرار داشت. بررسی وضعیت سازه نیز نشان داد که میزان پذیرش هوش مصنوعی مولد در میان دانشجویان موردمطالعه بالاتر از متوسط بوده است ($p < 0.01$). بر اساس یافته‌ها می‌توان در مطالعات آتی از این مقیاس برای سنجش میزان پذیرش هوش مصنوعی مولد استفاده کرد.

استناد به این مقاله: زندی، خلیل، حسینی، سید عدنان، و نیک‌نام، الهه. (۱۴۰۴). اعتباریابی مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد در میان دانشجویان: آزمون یک مدل مبتنی بر نظریه یکپارچه پذیرش و کاربست فناوری (UTAUT). *نشریه روندها و دستاوردها در فناوری یادگیری*، ۲(۷)، ۱۴۳-۱۶۶. https://doi.org/10.22034/jlt.2025.2079509.1067

© نویسنده(گان)

ناشر: انجمن فناوری‌های آموزشی ایران

مقدمه

هوش مصنوعی به‌عنوان یک حوزه علمی و فناوری، به توسعه سیستم‌ها و ماشین‌هایی اطلاق می‌شود که قادر به انجام وظایفی هستند که معمولاً نیازمند هوش انسانی‌اند. این وظایف شامل یادگیری از داده‌ها، استدلال، حل مسائل، درک زبان طبیعی، شبیه‌سازی احساسات انسانی، و تعامل با محیط می‌شوند؛ به‌عبارت‌دیگر،AI به دنبال ایجاد سیستم‌هایی است که توانایی انجام وظایف پیچیده‌ای را دارند که پیش‌تر تنها توسط انسان‌ها انجام می‌شدند (Sheikh et al., 2023). در سال‌های اخیر، ظهور این فناوری‌ها و به‌ویژه زیرشاخه‌ای نوین از آن موسوم به هوش مصنوعی مولد[1]، به یک نقطه عطف در مسیر تحول دیجیتال تبدیل شده است. منظور از هوش مصنوعی مولد سیستمی پیشرفته است که با بهره‌گیری از مدل‌های زبانی گسترده و مدل‌های یادگیری عمیق قادر است محتواهای جدید و منحصربه‌فردی مانند متن، تصویر، موسیقی و حتی کدهای برنامه‌نویسی را بر اساس داده‌های ورودی تولید کرده و متونی مشابه با نوشته‌های انسان بنویسد (Sengar, 2025; Rokosh et al., 2024). با ظهور این توانمندی، مرزهای سنتی میان انسان و ماشین در حوزه‌های گوناگون از تولید محتوا گرفته تا طراحی مهندسی، دگرگون گشته است. این شکل جدید از هوش نه‌تنها فرآیندهای خلاقانه را تسهیل می‌کنند، بلکه به‌عنوان ابزاری برای حل مسائل پیچیده و نوآوری در صنایع مختلف عمل می‌کنند. بر همین اساس کاربردهای آن امروزه در حوزه‌های مختلفی ازجمله هنر، رسانه، بازارزیابی، طراحی و حتی علم پزشکی گسترش یافته است (Feuerriegel et al., 2024).

در این میان هوش مصنوعی مولد که نمونه‌های شناخته‌شده آن شامل مدل‌های زبانی گسترده مانند ChatGPT است، نه‌تنها توانایی تولید محتوای طبیعی زبان، تصویر و یا کد را دارد، بلکه به‌سرعت در قالب ابزارهایی وارد حوزه‌های آموزشی شده است که می‌توانند بازخورددهی و پشتیبانی یادگیری را تسهیل کنند و به‌عنوان دستیارانی برای تسهیل یادگیری عمل کنند (Chen et al., 2025). مطالعات تجربی نیز نشان داده است که ابزارهای هوش مصنوعی مولد می‌توانند به فراگیران در بهبود مهارت‌های نوشتاری و سازمان‌دهی ایده‌ها کمک کرده (Goldin et al., 2025) و حتی با افزایش تعامل شناختی و عاطفی، منجر به افزایش میزان درگیری آنان در فعالیت‌های یادگیری شوند (Guo et al., 2025). فرا تحلیل‌های اخیر نشان داده‌اند که گنجاندن

1. Generative AI

ابزارهای مبتنی بر هوش مصنوعی در آموزش می‌تواند به بهبود نتایج یادگیری، افزایش انگیزش یادگیرندگان و ارتقای مهارت‌های تفکر سطح بالاتر کمک کند، به‌ویژه زمانی که استفاده از این ابزارها در چارچوب‌های تربیتی مناسب و با هدایت آموزشگر انجام شود (Monib et al., 2024؛ Wang & Fan, 2025). درواقع مرور سیستماتیک پژوهش‌های این حوزه، نشان داده‌اند که توانمندی‌های خاص این هوش‌ها مانند سامانه‌های تطبیق‌گر یادگیری، ابزارهای مکالمه و بازخورد خودکار می‌توانند سبب تسهیل یادگیری شخصی‌سازی‌شده در فراگیران شوند (Garzón et al., 2025).

به‌موازات این مزایا، چالش‌هایی نظیر خطر کاهش تفکر انتقادی و افزایش وابستگی به فناوری و عدم قطعیت‌هایی درباره پایداری اثر، تفاوت‌های زمینه‌ای و مخاطرات اخلاقی ازجمله سرقت ادبی، جانب‌داری داده‌ها و آسیب‌پذیری‌های حفظ حریم خصوصی نیز در استفاده از هوش‌های مصنوعی در آموزش مطرح است (Monib, 2024; Cotton et al., 2024). درعین‌حال، بهره‌گیری مؤثر از هوش مصنوعی مولد در محیط‌های آموزشی صرفاً به توانمندی‌های فنی یا دسترس‌پذیری ابزارها محدود نمی‌شود، بلکه به‌طور اساسی به میزان پذیرش این فناوری از سوی فراگیران وابسته است، به‌گونه‌ای که حتی نوآورانه‌ترین فناوری‌ها، در صورت عدم پذیرش از سوی کاربران اصلی خود، به‌ویژه در نظام‌های آموزشی، به نتایج مطلوب دست نمی‌یابند (Baytak et al., 2023). درواقع، نگرش‌ها، باورها و تمایل کاربران به استفاده از هوش مصنوعی مولد، عاملی تعیین‌کننده در موفقیت یکپارچه‌سازی این فناوری در آموزش است (Yilmaz et al., 2024) و می‌تواند سرعت و کیفیت به‌کارگیری آن را در فعالیت‌های یادگیری مشخص کند. ازاین‌رو، درک صحیح از میزان پذیرش هوش مصنوعی مولد در میان دانشجویان و دانش‌آموزان، پیش‌شرطی مهم برای طراحی سیاست‌ها، برنامه‌های آموزشی و مداخلات حمایتی به شمار می‌رود.

در همین راستا و برای درک عمیق عوامل مؤثر بر پذیرش و استفاده کنشگران مختلف از ابزارهای هوش مصنوعی مولد در محیط‌های مختلف، مدل «نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری[1]» به‌عنوان یک چارچوب نظری معتبر پذیرفته شده است (Wu et al., 2022; Yilmaz et al., 2024). این مدل، که توسط Venkatesh و همکاران (2003) با تلفیق هشت مدل پیشین

1. Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT)

در زمینه پذیرش فناوری توسعه یافته است، تلاش می‌کند عوامل کلیدی مؤثر بر نیت رفتاری[1] افراد برای استفاده از فناوری‌های جدید را تبیین نماید (Granić, 2022). اگرچه مدل UTAUT ابتدا در حوزه‌های کسب‌وکار و تکنولوژی مطرح شد (Tamilmani et al., 2021)، اما به‌تدریج در مطالعات حوزه آموزش نیز برای تبیین پذیرش استفاده از فناوری‌های نوین به‌عنوان یک مبنای نظری قدرتمند موردتوجه محققان قرار گرفته است. مدل UTAUT واجد چهار سازه مرکزی است که به‌طور مستقیم بر قصد افراد برای بهره‌گیری واقعی از فناوری تأثیر می‌گذارند. سازه اول، «انتظار عملکرد[2]»، به این باور اشاره دارد که استفاده از هوش مصنوعی مولد به افزایش کارایی و عملکرد تحصیلی فرد منجر می‌شود. این عامل به‌عنوان یکی از قوی‌ترین پیش‌بینی‌کننده‌های پذیرش فناوری شناخته‌شده و شامل درک گروه‌های مختلف ذی‌نفع در حوزه آموزش از مزایای هوش مصنوعی مولد در بهبود یادگیری، حل مسئله و افزایش بهره‌وری آموزشی است (Chan & Hu, 2023). سازه دوم، «انتظار تلاش[3]» به ادراک کاربر از میزان تلاش لازم برای استفاده از فناوری و میزان سهولت در استفاده از این ابزارها مربوط می‌شود؛ به این معنی که هرچه استفاده از هوش مصنوعی مولد ساده‌تر و با تلاش کمتری همراه باشد، احتمال پذیرش آن افزایش می‌یابد (Wang & Wang, 2010). سومین سازه، «تأثیر اجتماعی[4]» به نگرش‌ها و فشارهای افراد دیگر نسبت به استفاده از فناوری و ادراک فرد مبنی بر اینکه افراد مهم در زندگی او (همچون معلمان و اساتید) از این فناوری استفاده می‌کنند یا او را به استفاده از آن تشویق می‌کنند، مربوط می‌شود. سرانجام، سازه «شرایط تسهیل‌کننده[5]» به درک گروه‌های مختلف ذی‌نفع در حوزه آموزش مانند دانشجویان و اساتید و معلمان از زیرساخت‌های سازمانی و فنی لازم مانند دسترسی به تجهیزات و پشتیبانی فنی برای استفاده مؤثر از هوش مصنوعی مولد در زمینه یادگیری اشاره دارد (Yilmaz et al., 2024).

پژوهش‌های اخیر نشان داده‌اند که این سازه‌ها (انتظار عملکرد، انتظار تلاش، تأثیر اجتماعی، شرایط تسهیل‌کننده) نقش مهمی در درک و پیش‌بینی تمایل دانشجویان به استفاده از فناوری‌های

1. Behavioral Intention
2. Performance Expectancy
3. Effort Expectancy
4. Social Influence
5. Facilitating Conditions

آموزشی از قبیل پلتفرم‌های آنلاین، سیستم‌های یادگیری تطبیقی و ابزارهای مبتنی بر هوش مصنوعی مولد دارند؛ به‌ویژه، انتظار عملکرد و تأثیر اجتماعی در بسیاری از مطالعات به‌عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های قوی قصد استفاده شناخته شده‌اند (Wu et al., 2022; Teng et al., 2022).

با تکیه بر همین چارچوب نظری UTAUTو چهار سازه اصلی آن، Yilmaz و همکاران (2024) به توسعه یک مقیاس اختصاصی تحت عنوان «مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد[1]» برای سنجش میزان پذیرش هوش مصنوعی مولد در محیط‌های آموزشی و در میان جامعه دانش‌آموزان ترکیه اقدام کردند. انگیزه اصلی آنان پاسخ به خلأ پژوهشی در این حوزه بود، زیرا با وجود گسترش سریع ابزارهای مبتنی بر هوش مصنوعی مولد، ابزارهای معتبر و مبتنی بر مدل‌های نظری برای سنجش نگرش و نیت رفتاری کنشگران حوزه آموزش در استفاده از این فناوری‌ها بسیار اندک است؛ بنابراین پژوهشگران ابتدا سازه‌های مدلUTAUT را به زمینه آموزشی و ویژگی‌های خاص ابزارهای هوش مولد ترجمه و بومی‌سازی مفهومی کردند، سپس با اتکا به مرور ادبیات و دریافت نظر متخصصان حوزه فناوری آموزشی و سنجش، گویه‌هایی را طراحی کردند که ابعاد مختلف این سازه‌ها را در بستر آموزش پوشش دهد. حاصل این فرایند یک ابزار نظری‌پایه و ساختارمند بود که می‌تواند به پژوهشگران و سیاست‌گذاران کمک کند درک عمیق‌تر و مبتنی بر شواهدی از الگوهای نگرش و نیت رفتاری کاربران به دست آورند و راهبردهایی مؤثر برای به‌کارگیری بهینه این فناوری‌ها در آموزش طراحی کنند.

با وجود توسعه این مقیاس و تائید اعتبار آن در بافتار ترکیه، باید توجه داشت که حتی بر اساس تلویحات خود مدل UTAUT، ویژگی‌های فناوری، خصوصیات دموگرافیک کاربران و جنبه‌های فرهنگی نیز بر قصد پذیرش و استفاده از فناوری تأثیر می‌گذارند؛ بنابراین استفاده از این مقیاس در جامعه ایرانی مستلزم بررسی و اطمینان از روایی، پایایی و انطباق فرهنگی آن است.

به‌هرحال، مطالعات در زمینه پذیرش فناوری در ایران نشان می‌دهند که عواملی چون نابرابری‌های دیجیتال (Azizkhani, 2023)، ضعف زیرساخت‌های فناوری (Nasri et al., 2020)، و چالش‌های فرهنگی مانند سلسله‌مراتب سازمانی و گرایش به سنت‌گرایی (Torkashvand et al., 2023) می‌توانند بر قصد رفتاری و استفاده واقعی از ابزارهای نوین

1. Generative Artificial Intelligence Acceptance Scale (GAIAS)

تأثیر بگذارند. این عوامل بومی به‌طور بالقوه، وزن و اهمیت سازه‌های مدل UTAUT را در مقایسه با بافتارهای غربی یا حتی کشورهای همسایه تغییر می‌دهند. علاوه بر این، پژوهش‌های موجود در ایران بیشتر بر موضوعات کلی فناوری اطلاعات در آموزش متمرکز بوده‌اند (Torkashvand et al., 2023) و با وجود رشد روزافزون کاربردهای هوش مصنوعی مولد در عرصه‌های آموزشی در جهان، به‌طور خاص به چگونگی پذیرش هوش مصنوعی مولد از سوی دانشجویان یا دانش‌آموزان نپرداخته‌اند و شواهد موجود درباره پذیرش این فناوری در بافت‌های آموزشی ایران، به‌ویژه در میان دانشجویان محدود و پراکنده است. درواقع علیرغم اینکه پژوهش‌های بین‌المللی نشان داده‌اند که نگرش و قصد رفتاری کاربران، عاملی تعیین‌کننده در موفقیت یکپارچه‌سازی فناوری‌های نوین آموزشی است (Zhang & Wareewanich, 2024)، اما در ایران محدودیت ابزارهای معتبر برای سنجش این مؤلفه‌ها در حوزه هوش مصنوعی مولد وجود دارد و یکی از دلایل کمبود پژوهش‌های مناسب در این حوزه همین فقدان ابزارهای روا و پایا است؛ بنابراین، اعتبارسنجی مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد در میان دانشجویان ایرانی، نه‌تنها به پر کردن این خلأ پژوهشی کمک می‌کند، بلکه به سیاست‌گذاران و مدیران آموزشی در طراحی مداخلات مبتنی بر شواهد برای افزایش بهره‌وری از این فناوری‌ها یاری می‌رساند. با این رویکرد، هدف پژوهش حاضر اعتباریابی نسخه فارسی مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد (Yilmaz et al., 2024) در میان دانشجویان ایرانی بوده است. به‌طور ویژه در این مطالعه دو سؤال زیر مطرح و موردبررسی قرار گرفته‌اند:

۱) آیا مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد از روایی سازه برخوردار است؟

۲) آیا مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد از پایایی قابل‌قبول برخوردار است؟

روش

پژوهش حاضر ازلحاظ شیوه گردآوری داده‌ها، توصیفی پیمایشی بوده است. همچنین ازلحاظ روش تحلیل داده‌ها جزو مطالعات همبستگی مبتنی بر تحلیل عاملی است. مشارکت‌کنندگان، ۳۵۱ نفر از دانشجویان مقطع کارشناسی در ایران بودند که به شیوه نمونه‌گیری در دسترس انتخاب شدند. ۱۵۳ نفر از افراد نمونه مرد و ۱۹۸ نفر نیز زن بودند (٤٤ درصد مرد؛ ٥٦ درصد زن). میانگین و انحراف استاندارد سن افراد نمونه به ترتیب ۲۲/٤۲ و ۳/۸۷ بود. تعداد ٤۳ نفر از

افراد نمونه دانشجوی دانشگاه آزاد اسلامی، ۱۳۳ نفر دانشگاه فرهنگیان، ٤٥ نفر دانشگاه پیام نور و ۱۳۰ نفر نیز دانشجوی دانشگاه‌های دولتی بودند. شایان‌ذکر است در جریان گردآوری از رعایت ملاحظات اخلاقی همچون اخذ مجوزهای قانونی، آزادی افراد در مشارکت یا عدم مشارکت در پژوهش و محرمانه ماندن نظرات آن‌ها اطمینان حاصل شد. ابزار گردآوری داده‌ها مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد (GAIAS) بود که توسط Yilmaz و همکاران (2024) ساخت و اعتباریابی شده است. این مقیاس شامل ۲۰ آیتم و چهار زیرمقیاس انتظار عملکرد، انتظار تلاش، شرایط تسهیل‌کننده و تأثیر اجتماعی است. در پژوهش Yilmaz و همکاران (2024)، ۲۰ آیتم مقیاس از طریق تحلیل عاملی اکتشافی در چهار زیرمقیاس مورداشاره دسته‌بندی شدند و از طریق تحلیل عاملی تأییدی از برازش مطلوب ساختار عاملی مقیاس اطمینان حاصل شد. پایایی مقیاس با استناد به ضریب آلفای کرونباخ ۰/۹۷ (برای ابعاد در دامنه ۰/۸۷ تا ۰/۹٦) و بر اساس روش بازآزمایی، ۰/۹۵ (برای ابعاد در دامنه ۰/۹۱ تا ۰/۹٤) گزارش شد.

در تحقیق حاضر، فرایند ترجمه و انطباق فرهنگی مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد با استفاده از روش ترجمه معکوس انجام شد. ابتدا نسخه انگلیسی مقیاس به فارسی ترجمه شد. سپس برای اطمینان از حفظ همسانی معنایی، نسخه فارسی دوباره به انگلیسی بازترجمه شد. در گام بعدی، هر دو نسخه (نسخه اصلی و نسخه بازترجمه شده) توسط یک همکار مسلط به زبان انگلیسی مقایسه شد و از تناسب مفهومی و معنایی بین دو نسخه اطمینان حاصل شد. در ادامه نسبت روایی محتوایی پرسشنامه با استفاده از روش لاوشه و استناد به نظر ۱۰ نفر از متخصصان بررسی شد. بدین‌صورت که این افراد، هر گویه را در یک طیف سه‌درجه‌ای غیرضروری؛ مفید ولی غیرضروری و کاملاً ضروری دسته‌بندی نمودند. ازآنجاکه مقیاس پژوهش مشتمل بر ۲۰ آیتم بود لذا درمجموع ۲۰۰ پاسخ جمع‌آوری گردید و پس از محاسبه با فرمول، مقدار ضریب روایی محتوایی ۰/۸۳ به دست آمد که نشانگر روایی محتوای بالای ابزار ازنظر خبرگان بود. شایان‌ذکر است که گویه‌های پاسخ‌دهی به مقیاس، بر مبنای طیف پنج‌درجه‌ای لیکرت تنظیم شد (کاملاً مخالف تا کاملاً موافق) و نمره‌گذاری آن نیز از ۱ تا ۵ بود. درنهایت برای تجزیه‌وتحلیل داده‌ها از تحلیل عاملی مرتبه اول و مرتبه دوم، ضریب آلفای کرونباخ، و آزمون t تک نمونه‌ای استفاده شد. نرم‌افزار مورداستفاده برای تحلیل داده‌ها، SPSS نسخه ۱۹ و ایموس نسخه ۲۳ بود.

یافته‌ها

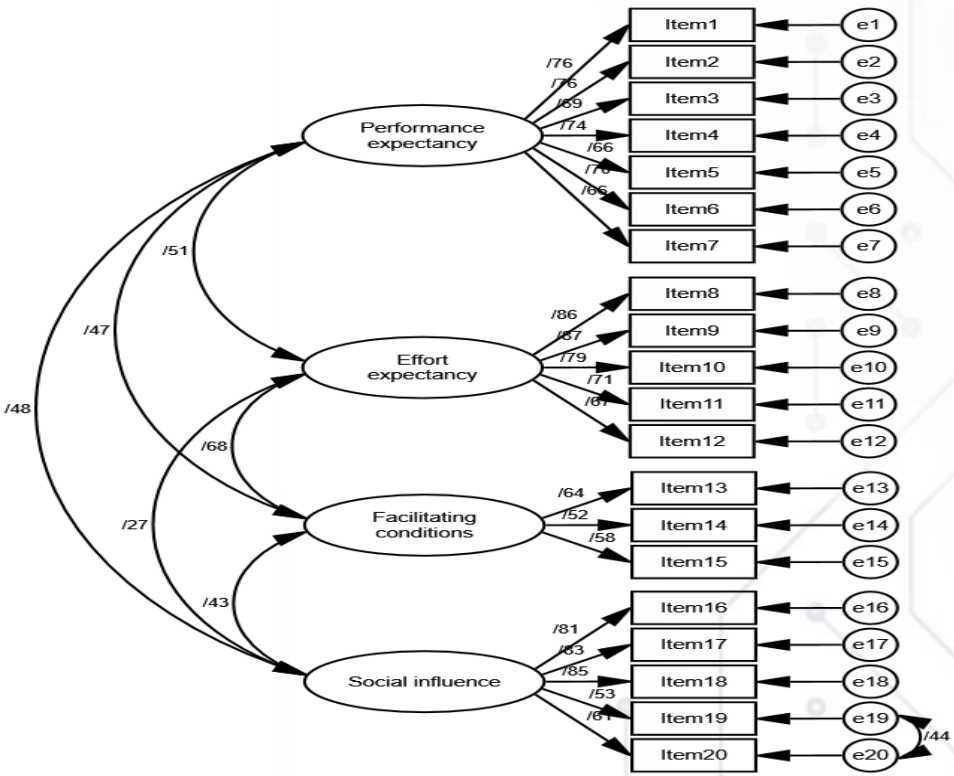
قبل از کاربست تحلیل عاملی تأییدی برای بررسی روایی سازه مقیاس، لازم بود از رعایت پیش‌شرط‌های اجرای این آزمون اطمینان حاصل شود. به این منظور ابتدا وضعیت نرمال بودن توزیع داده‌ها با استفاده از آزمون کولموگروف اسمیرنف بررسی شد. بر اساس نتایج این آزمون، مقدار آماره Z معادل ۱/۱۰۲ و سطح معناداری، ۰/۱۷۶ بود (p >۰/۰۵). با توجه به معنادار نبودن آماره Z، فرض صفر مبنی بر نرمال بودن توزیع داده‌ها تائید شد. شایان‌ذکر است مراجعه به مقادیر کجی و کشیدگی متغیرها نیز نشان داد که مقادیر کجی همه متغیرها حداکثر در دامنه ۰/۸۳۶- تا ۰/۳۸۱- قرار داشت. مقادیر کشیدگی نیز حداکثر در دامنه ۰/۱۹٤ تا ۱/۹۸۷ قرار داشت. ازآنجاکه مقادیر کجی و کشیدگی همه متغیرها در دامنه ۳- تا ۳+ قرار داشت، لذا از این زاویه نیز از نرمال بودن توزیع داده‌ها اطمینان حاصل شد. پیش‌شرط دیگری که موردبررسی قرار گرفت، کفایت نمونه برای انجام تحلیل عاملی بود. برای بررسی این پیش‌شرط به نتایج آزمون‌های کیزر-میر-اولکین (KMO) و بارتلت استناد شد. مقدار آماره KMO معادل با ۰/۸۹۷ گزارش شد که بزرگ‌تر از ۰/۷ و قابل‌قبول بود. درواقع نتایج این آزمون نشان داد که داده‌های پژوهش قابل‌تقلیل به تعدادی عوامل مکنون و زیربنایی هستند. همچنین بر اساس نتایج آزمون کرویت بارتلت، مقدار آماره مجذور کای معادل ۳٤٤۰/۰٤۷؛ درجه آزادی ۱۹۰ و سطح معناداری حداکثر ۰/۰۰۱ بود. معنادار بودن مقدار مجذور کای بیانگر آن است که بین گویه‌های درون هر یک از عوامل زیربنایی، همبستگی بالایی وجود دارد و از سوی دیگر، بین گویه‌های یک عامل با گویه‌های عوامل دیگر همبستگی خاصی مشاهده نمی‌شود. درمجموع بر اساس نتایج آزمون‌های KMO و بارتلت، از کفایت نمونه برای انجام تحلیل عاملی اطمینان حاصل شد.

در شکل ۱ نتایج تحلیل عاملی تأییدی مرتبه اول پس از یک اصلاح بسیار جزئی (برقراری کوواریانس بین خطاهای سؤالات ۱۹ و ۲۰ در مدل اندازه‌گیری) ارائه شده است. بررسی شاخص‌های برازش این مدل نشان می‌دهد که آماره مجذور کای برابر با ۳٤٤/۸۷ و درجه آزادی ۱٦۳ بوده است. ازآنجاکه نسبت مجذور کای به درجه آزادی (۲/۱۲) کمتر از ۳ است، لذا برازش مدل بر اساس این شاخص تائید می‌شود. ریشه میانگین مجذورات خطاهای تخمین نیز یکی دیگر از شاخص‌های بسیار مهم است که اگر کمتر از ۰/۰۸ باشد، بیانگر برازش خوب مدل است.

در این پژوهش مقدار این شاخص ۰/۰۵۶ بوده و بیانگر برازش خوب مدل تحلیل عاملی تأییدی مرتبه اول است. یکی دیگر از شاخص‌های بسیار مهم، شاخص برازش تطبیقی است که مقادیر مساوی یا بالاتر از ۰/۹ نشان‌دهنده برازش خوب مدل است. در این پژوهش مقدار شاخص برازش تطبیقی ۰/۹۵ است و لذا نشان می‌دهد مدل از برازش خوبی برخوردار است. چهارمین شاخص موردبررسی، ریشه میانگین مربعات باقیمانده است. اگر مقدار این شاخص کمتر از ۰/۰۵ باشد، برازش مدل مناسب است. در این تحقیق، مقدار ریشه میانگین مربعات باقیمانده برابر با ۰/۰۴۷ است که مناسب است. علاوه بر این مقدار آماره‌های شاخص نیکویی برازش، شاخص برازش افزایشی و شاخص برازش هنجار شده به ترتیب ۰/۹۱، ۰/۹۵ و ۰/۹۰ است که مساوی یا بالاتر از ۰/۹ بوده و بیانگر برازش مناسب مدل هستند. درمجموع تمام شاخص‌ها حاکی از برازش مدل چهاربعدی پذیرش هوش مصنوعی مولد هستند.

شکل ۱.

نتایج تحلیل عاملی تأییدی مرتبه اول مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد



پس از اطمینان از قابل‌قبول بودن شاخص‌های برازش مدل، در ادامه بارهای عاملی و مقادیر t آیتم‌های مقیاس بررسی شد. همان‌طور که در جدول ۱ ملاحظه می‌شود، بار عاملی همه آیتم‌ها بالاتر از ۰/۵ بوده و در بازه ۰/۵۲ تا ۰/۸۷ قرار دارند. مقادیر t نیز بالاتر از ۱/۹۶ بوده و معنادار هستند. این نتایج نشان می‌دهد که همه متغیرهای آشکار به‌خوبی بر روی متغیرهای مکنون بار شده و می‌توانند توصیف مناسبی از زیرمقیاس‌های ابزار پذیرش هوش مصنوعی مولد به عمل آورند. درمجموع با توجه به بار عاملی قابل‌قبول آیتم‌ها بر روی زیرمقیاس‌ها و مناسب بودن شاخص‌های نیکویی برازش، ساختار عاملی مرتبه اول نسخه فارسی مقیاس تائید می‌شود.

جدول ۱.

خلاصه نتایج تحلیل عاملی تأییدی مرتبه اول مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد

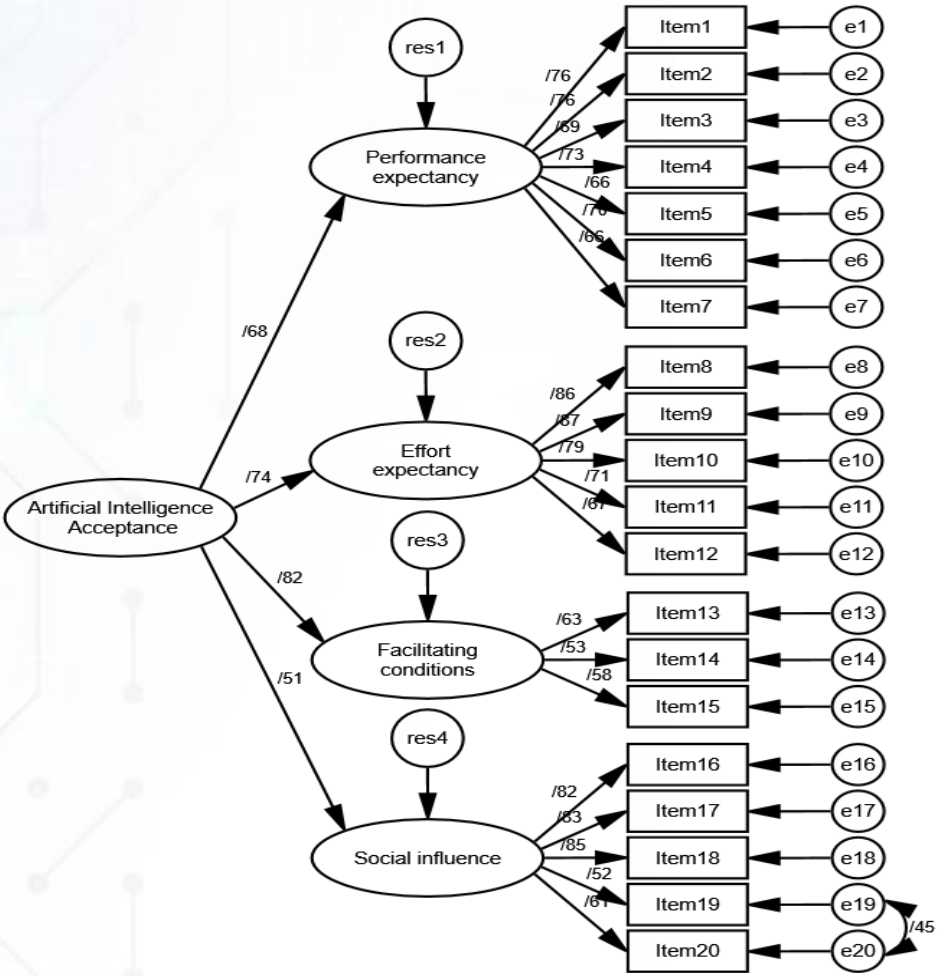
زیرمقیاس	گزاره	بار عاملی	آماره t
انتظار عملکرد	۱) برنامه‌های هوش مصنوعی را در زندگی روزمره خود مفید می‌دانم.	۰/۷۵۸	–
	۲) استفاده از برنامه‌های هوش مصنوعی، شانس من برای دستیابی به اهداف مهمم را افزایش می‌دهد.	۰/۷۶۱	۱۴/۱۴
	۳) برنامه‌های هوش مصنوعی به من کمک می‌کنند تا کارهایم را سریع‌تر انجام دهم.	۰/۶۹۱	۱۲/۷۵
	٤) استفاده از برنامه‌های هوش مصنوعی باعث افزایش بهره‌وری من می‌شود.	۰/۷۳۷	۱۳/۶۶
	۵) استفاده از برنامه‌های هوش مصنوعی زندگی‌ام را آسان‌تر می‌کند.	۰/۶۶۰	۱۲/۱۲
	٦) به‌طورکلی برنامه‌های هوش مصنوعی در زندگی روزمره مفید هستند.	۰/۷۰۳	۱۲/۹۷
	۷) استفاده از برنامه‌های هوش مصنوعی شانس من برای حل مشکلاتی که با آن‌ها روبه‌رو می‌شوم را افزایش می‌دهد.	۰/۶۶۳	۱۲/۱۹
انتظار تلاش	۸) یادگیری نحوه استفاده از برنامه‌های هوش مصنوعی برایم آسان است.	۰/۸۵۷	–
	۹) نحوه کار با برنامه‌های هوش مصنوعی برایم آسان است.	۰/۸۷۵	۲۰/۵۵
	۱۰) به نظر من نحوه استفاده از برنامه‌های هوش مصنوعی آسان است.	۰/۷۸۸	۱۷/۵۳
	۱۱) برایم آسان است که در استفاده از برنامه‌های هوش مصنوعی مهارت پیدا کنم.	۰/۷۱۲	۱۵/۱۳
	۱۲) نحوه تعامل با برنامه‌های هوش مصنوعی واضح و روشن است.	۰/۶۷۰	۱۳/۹۱
شرایط تسهیل‌کننده	۱۳) برنامه‌های هوش مصنوعی با سایر فناوری‌هایی که استفاده می‌کنم سازگار هستند (مثلاً قابل‌نصب بر روی تلفن همراه هستند).	۰/۶۳۹	–

زیرمقیاس	گزاره	بار عاملی	آماره t
	١٤) وقتی در نحوه استفاده از برنامه‌های هوش مصنوعی با مشکل روبه‌رو شوم، می‌توانم از دیگران برای دریافت راهنمایی و مشاوره کمک بگیرم.	۰/۵۱۷	۷/۰۹
	١٥) اگر در حین استفاده از برنامه‌های هوش مصنوعی با مشکلی مواجه شوم، می‌توانم با جستجو در اینترنت، اطلاعات لازم برای حل آن مشکل را پیدا کنم.	۰/۵۸٤	۷/٦۷
تأثیر اجتماعی	١٦) افرادی که برای من مهم هستند، معتقدند که من باید کار با برنامه‌های هوش مصنوعی را یاد بگیرم.	۰/۸۱۲	–
	١٧) افرادی که رفتارم را از آن‌ها الگو می‌گیرم، معتقدند که من باید کار با برنامه‌های هوش مصنوعی را یاد بگیرم.	۰/۸۲۸	١٦/۸۰
	١٨) افرادی که نظراتشان برایم ارزشمند است، معتقدند که من باید کار با برنامه‌های هوش مصنوعی را یاد بگیرم.	۰/۸۵۲	١٧/۲۹
	١٩) افراد توانمند و باسوادی که اطرافم هستند، به استفاده از برنامه‌های هوش مصنوعی روی آورده‌اند.	۰/۵۳۱	۹/۸۹
	٢٠) افراد توانمند و باسوادی که اطرافم هستند، استفاده از برنامه‌های هوش مصنوعی را تشویق می‌کنند.	۰/٦١٤	١١/۷۰

پس از آن‌که مشخص شد متغیرهای آشکار به‌خوبی بر روی متغیرهای مکنون بار شده‌اند، در ادامه لازم بود بررسی شود که آیا این متغیرهای مکنون می‌توانند تشکیل‌دهنده سازه کلی‌تر پذیرش هوش مصنوعی مولد باشند یا خیر. در شکل ۲ مدل تحلیل عاملی تأییدی مرتبه دوم ارائه شده است. بررسی شاخص‌های برازش این مدل نشان می‌دهد که آماره مجذور کای برابر با ۳۷۲/۸۸ و درجه آزادی ١٦٥ بوده است. نسبت مجذور کای به درجه آزادی برابر با ۲/۲٦ بوده که کمتر از ۳ است و حاکی از برازش خوب مدل تحلیل عاملی مرتبه دوم است. علاوه بر این، مقادیر ریشه میانگین مجذورات خطاهای تخمین (۰/۰٦۰)، شاخص برازش تطبیقی (۰/۹٤)، شاخص نیکویی برازش (۰/۹۱)، شاخص برازش افزایشی (۰/۹٤) و شاخص برازش هنجار شده (۰/۹۰)، همگی حاکی از برازش خوب مدل تحلیل عاملی مرتبه دوم هستند. البته مقدار شاخص ریشه میانگین مربعات باقیمانده (۰/۰۵۸) بیانگر عدم برازش مناسب مدل بر اساس این شاخص بود اما از آنجا که سایر شاخص‌ها همگی حکایت از برازش مناسب مدل داشتند، لذا درمجموع برازش مدل قابل‌قبول ارزیابی می‌شود.

شکل ۲.

نتایج تحلیل عاملی تأییدی مرتبه دوم مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد



در جدول ۲ خلاصه نتایج تحلیل عاملی مرتبه دوم گزارش شده است. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده، بار عاملی هر چهار زیرمقیاس سازه پذیرش هوش مصنوعی مولد بالاتر از ۰/۵۰ و مقادیر t متناظر آن‌ها در سطح خطای کمتر از ۰/۰۱ معنادار است. این نشان می‌دهد که هر کدام از مؤلفه‌های چهارگانه توصیف‌کننده مناسب سازه کلی هستند. در این میان مؤلفه «شرایط

تسهیل‌کننده» با بار عاملی ۰/۸۲ بیش از سایر مؤلفه‌ها توصیف‌کننده متغیر پذیرش هوش مصنوعی مولد است و پس‌ازآن، مؤلفه‌های «انتظار تلاش»، «انتظار عملکرد» و «تأثیر اجتماعی» در رده‌های بعدی قرار دارند. درمجموع با توجه به معنادار بودن بارهای عاملی زیرمقیاس‌ها بر روی مقیاس کلی و با توجه به مناسب بودن همه شاخص‌های نیکویی برازش (به‌استثنای ریشه میانگین مربعات باقیمانده)، ساختار عاملی مرتبه دوم مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد تائید می‌شود. همچنین ضریب آلفای کرونباخ کل پرسشنامه ۰/۹۰ بود که بیانگر پایایی بالای مقیاس است. پایایی زیرمقیاس‌های انتظار عملکرد (۰/۸۷)، انتظار تلاش (۰/۸۹) و تأثیر اجتماعی (۰/۸٦) نیز بالاتر از ۰/۷۰ بوده و قابل‌قبول هستند. ضریب آلفای کرونباخ زیرمقیاس شرایط تسهیل‌کننده نیز ۰/٦۱ بود که کمتر از ۰/۷ است. بااین‌حال ازآنجاکه ضریب آلفای کرونباخ عمدتاً تحت تأثیر تعداد سؤالات است؛ لذا با توجه به تعداد تنها ۳ آیتم برای زیرمقیاس شرایط تسهیل‌کننده و با توجه به بسیار خوب بودن پایایی کل پرسشنامه، درمجموع می‌توان پایایی مقیاس را قابل تائید دانست.

جدول ۲.

خلاصه نتایج تحلیل عاملی تأییدی مرتبه دوم مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد و پایایی زیرمقیاس‌ها

مقیاس	زیرمقیاس	بار عاملی	آماره t	سطح معناداری	آلفای کرونباخ
پذیرش هوش مصنوعی مولد	انتظار عملکرد	۰/٦۸۰	–	< ۰/۰۰۱	۰/۸۷۵
	انتظار تلاش	۰/۷۳۹	۱٤/۱٤	< ۰/۰۰۱	۰/۸۸٦
	شرایط تسهیل‌کننده	۰/۸۲٤	۱۲/۷۵	< ۰/۰۰۱	۰/٦۰۹
	تأثیر اجتماعی	۰/۵۰۷	۱۲/۱۹	< ۰/۰۰۱	۰/۸۵۹

پس از تائید روایی و پایایی مقیاس، در ادامه میزان پذیرش هوش مصنوعی مولد از دیدگاه افراد نمونه موردبررسی قرار گرفت.

جدول ۳.

نتایج آزمون t تک نمونه‌ای در خصوص میزان پذیرش هوش مصنوعی مولد و ابعاد آن

متغیر	تعداد	میانگین تجربی	انحراف استاندارد	میانگین نظری	آماره t	درجه آزادی	سطح معناداری
انتظار عملکرد	۳۵۱	۳/۹۹	۰/٦۲۵	۳	۲۹/۸۵	۳۵۰	< ۰/۰۰۱
انتظار تلاش	۳۵۱	۳/٦٤	۰/۷۹۳	۳	۱۵/۱۳	۳۵۰	< ۰/۰۰۱
شرایط تسهیل‌کننده	۳۵۱	۳/۷۹	۰/٦٦۰	۳	۲۲/٤۱	۳۵۰	< ۰/۰۰۱
تأثیر اجتماعی	۳۵۱	۳/۵۹	۰/۷٤۰	۳	۱۵/۱۲	۳۵۰	< ۰/۰۰۱
پذیرش هوش مصنوعی مولد	۳۵۱	۳/۷۵	۰/۵۲٤	۳	۲۷/۰۲	۳۵۰	< ۰/۰۰۱

بر اساس نتایج جدول ۳، میانگین پذیرش هوش مصنوعی مولد از سوی افراد نمونه برابر با ۳/۷۵ و انحراف استاندارد آن ۰/۵۲٤ است. آماره t نیز ۲۷/۰۲ است که در سطح ۰/۰۱ معنادار است (p <۰/۰۱). با توجه به مثبت و معنادار بودن آمار t مشخص می‌شود که میزان پذیرش هوش مصنوعی مولد در میان افراد موردمطالعه به‌طور معناداری بالاتر از متوسط است. بررسی وضعیت ابعاد پذیرش هوش مصنوعی مولد نیز نشان می‌دهد که مقدار t در خصوص همه ابعاد، مثبت و معنادار است؛ بنابراین می‌توان گفت که میانگین پذیرش هوش مصنوعی مولد از سوی افراد نمونه برحسب هر چهار بعد انتظار عملکرد، انتظار تلاش، شرایط تسهیل‌کننده و تأثیر اجتماعی نیز به‌طور معناداری بالاتر از متوسط است.

بحث و نتیجه‌گیری

این پژوهش با هدف اعتباریابی نسخه فارسی مقیاس پذیرش هوش مصنوعی مولد انجام شد. یافته‌ها بیانگر تائید ساختار عاملی چهاربعدی مقیاس مشتمل بر زیرمقیاس‌های انتظار عملکرد، انتظار تلاش، شرایط تسهیل‌کننده و تأثیر اجتماعی بود. این یافته‌ها همسو با یافته‌های سازندگان ابزار یعنی Yilmaz و همکاران (2024) است. یافته‌ها همچنین همسو با مدل Venkatesh و همکاران (2003) است که به چهار عامل انتظار عملکرد، انتظار تلاش، تأثیر اجتماعی و شرایط تسهیل‌کننده به‌عنوان عوامل تعیین‌کننده پذیرش و کاربست فناوری قائل هستند. از این زاویه می‌توان نتایج را همسو با یافته‌های Wu و همکاران (2022) و Teng و همکاران (2022) نیز دانست.

یافته‌های پژوهش را می‌توان بر اساس نظریه رفتار برنامه‌ریزی‌شده[1] تبیین نمود. بر مبنای این نظریه، قصد رفتار بر مبنای سه عامل نگرش، هنجار ذهنی و کنترل رفتاری ادراک‌شده هدایت می‌شود. نگرش بیانگر ارزیابی فرد از مثبت یا منفی بودن رفتار است. اگر فرد باور داشته باشد که انجام یک رفتار نتایج مطلوبی دارد، احتمال بیشتری دارد که آن کار را انجام دهد. هنجار ذهنی به معنای تأثیرپذیری افراد از دیگران در انجام رفتار است. کنترل رفتاری ادراک‌شده نیز بیانگر میزان دسترسی به منابع موردنیاز برای انجام رفتار است (زندی و قنبری، ۱۳۹٦). در این راستا به نظر می‌رسد دو زیرمقیاس انتظار عملکرد و انتظار تلاش، نقشی مشابه با سازه نگرش در نظریه رفتار برنامه‌ریزی‌شده دارند. زیرمقیاس تأثیر اجتماعی به‌وضوح مشابه سازه هنجار ذهنی است و شرایط تسهیل‌کننده نیز آشکارا با سازه کنترل رفتاری ادراک‌شده همخوانی دارد. با این رویکرد می‌توان گفت که بر مقیاس چهار عاملی پذیرش هوش مصنوعی منطبق بر ادبیات و تلویحات تئوری رفتار برنامه‌ریزی شده است. نتایج پژوهش‌های پیشین نیز از این ادعا حمایت کنند. برای مثال Wang و همکاران (2025) طی پژوهشی به بررسی عوامل مؤثر بر قصد استفاده از هوش مصنوعی مولد بر مبنای تئوری رفتار برنامه‌ریزی‌شده پرداختند. نتایج نشان داد که نگرش دانشجویان نسبت به هوش مصنوعی مولد به‌طور معناداری تأثیر مثبتی بر قصد استفاده آنان داشت. همچنین هنجارهای ذهنی، تأثیر مثبتی بر نگرش دانشجویان نسبت به فناوری هوش مصنوعی مولد و کنترل رفتاری ادراک‌شده داشت و نگرش، نقش میانجی را در تأثیر سواد هوش مصنوعی و هنجارهای ذهنی بر قصد استفاده از هوش مصنوعی مولد ایفا کرد.

علاوه بر تئوری رفتار برنامه‌ریزی، یافته‌های پژوهش می‌تواند با الهام از نظریه شناختی – اجتماعی بندورا نیز تبیین شود (Guan et al., 2025). درواقع دو زیرمقیاس انتظار عملکرد و انتظار تلاش بیانگر عوامل شناختی در نظریه بندورا هستند و دو زیرمقیاس تأثیر اجتماعی و شرایط تسهیل‌کننده نیز بیانگر عوامل محیطی در نظریه شناختی اجتماعی بندورا هستند. به‌بیان‌دیگر تائید ساختار چهار عاملی مقیاس بررسی‌شده نشان می‌دهد که پذیرش هوش مصنوعی مولد و تصمیم برای استفاده از آن، حاصل تعامل میان انتظارات فرد از نقش کاربست هوش مصنوعی مولد در بهبود عملکرد تحصیلی و میزان تلاش لازم برای یادگیری و استفاده از این فناوری (عوامل شناختی) با عوامل اجتماعی همچون تأثیر فشارها و تشویق‌های افراد مهم در

1. Theory of Planned Behavior

زندگی دانشجو از قبیل اساتید، و ادراک از میزان دسترسی و سهولت شرایط استفاده از هوش مصنوعی مولد (عوامل محیطی) است. درواقع این عوامل شناختی و محیطی متعامل به‌مثابه دو ضلع از سه ضلع اصل علیت سه‌گانه دوسویه (اصل جبر متقابل) در نظریه بندورا، تعیین‌کننده ضلع سوم یعنی رفتار کاربست (پذیرش) هوش مصنوعی مولد هستند.

در پژوهش حاضر تلاش شد که با دستیابی به حجم نمونه نسبتاً زیاد (۱۷ مشارکت‌کننده به ازای هر آیتم مقیاس)، نمونه معرفی انتخاب شود. بااین‌حال در دسترس بودن روش نمونه‌گیری یکی از محدودیت‌های پژوهش حاضر بوده است؛ بنابراین توصیه می‌شود که در پژوهش‌های آینده از روش‌های نمونه‌گیری احتمالی (مانند خوشه‌ای چندمرحله‌ای) استفاده شود تا نمایندگی بهتری از جامعه دانشجویان ایران حاصل گردد همچنین اگرچه پایایی کل پرسشنامه بر اساس ضریب آلفای کرونباخ در سطح مطلوب بود، اما این ضریب در خصوص زیرمقیاس «شرایط تسهیل‌کننده» کمتر از ۰/۷ بوده است و این می‌تواند یکی دیگر از محدودیت‌های پژوهش بود و توصیه می‌شود در بهره‌برداری و تعمیم نتایج به این محدودیت‌ها توجه شود.

با توجه به یافته‌های پژوهش مبنی بر تائید روایی و پایایی مقیاس، توصیه می‌شود در پژوهش‌های آتی از این مقیاس برای سنجش میزان پذیرش هوش مصنوعی مولد استفاده شود. همچنین پیشنهاد می‌شود که ساختار عاملی این مقیاس در نمونه‌های دانش‌آموزان، معلمان، اساتید و سایر ذی‌نفعان نیز بررسی گردد. بررسی عوامل مدیریتی یا آموزشی مؤثر بر پذیرش هوش مصنوعی مولد نیز می‌تواند از دیگر موضوعات جالب برای پژوهش‌های آتی باشد. درنهایت با توجه به یافته‌ها، پیشنهادهای کاربردی زیر به مدیران و اساتید دانشگاهی ارائه می‌شود:

– با توجه به تائید نقش معنادار انتظار عملکرد و انتظار تلاش در توصیف سازه کلی پذیرش هوش مصنوعی مولد از سوی دانشجویان، پیشنهاد می‌شود کارگاه‌های آموزشی در خصوص نحوه استفاده صحیح و بهینه از این فناوری از قبیل اصول پرامپت‌نویسی، آشنایی با کاربرد هوش مصنوعی در روش‌های تدریس و سنجش یادگیری، آشنایی با نحوه تولید محتوای الکترونیکی، آشنایی با نحوه ساخت اسلاید، آشنایی با کاربردها، ویژگی‌ها و تفاوت‌های انواع هوش‌های مصنوعی، آشنایی با کاربرد هوش مصنوعی در ارتقای کیفیت پژوهش، آشنایی با ملاحظات اخلاقی در استفاده از هوش مصنوعی و... برگزار گردد تا زمینه بهبود نگرش دانشجویان از کاربردی بودن و سهولت استفاده از هوش مصنوعی مولد فراهم گردد.

– با توجه به تائید نقش معنادار مؤلفه شرایط تسهیل‌کننده در توصیف سازه کلی پذیرش هوش مصنوعی مولد از سوی دانشجویان، پیشنهاد می‌شود سیاست‌گذاران و تصمیم‌گیران دانشگاهی نسبت به راه‌اندازی یا بهبود امکانات موجود در خصوص تسهیل استفاده از این فناوری اهتمام ورزند. به‌عنوان نمونه می‌توان نسبت به راه‌اندازی یک سکوی (پلتفرم) ابری مرکزی اقدام نمود که اساتید و دانشجویان بتوانند از طریق مرورگر وب به منابع و نرم‌افزارهای از پیش نصب‌شده مبتنی بر هوش مصنوعی دسترسی پیدا کنند. به‌عنوان‌مثال دیگر می‌توان نسبت به ایجاد یک شبکه پشتیبانی متشکل از اساتید و کارشناسان (کارمندان) حوزه فناوری اطلاعات با هدف راهنمایی، پاسخگویی و رفع ابهامات دانشجویان در استفاده از هوش مصنوعی اقدام نمود.

– با توجه به تائید نقش معنادار مؤلفه تأثیر اجتماعی در توصیف سازه کلی پذیرش هوش مصنوعی مولد از سوی دانشجویان، پیشنهاد می‌شود معلمان و اساتید دانشگاه در بخش‌های مختلف فعالیت‌های یاددهی یادگیری از قبیل آغازگری تدریس، روش تدریس، تولید یا آماده‌سازی محتوا، سنجش و ارزشیابی یادگیری، راهنمایی دانشجویان و... از این فناوری استفاده نمایند تا به‌عنوان الگویی از استفاده صحیح و بهینه از کاربست هوش مصنوعی در آموزش و پژوهش، الهام‌بخش دانشجویان گردند.

تعارض منافع

هیچ‌گونه تعارض منافعی توسط نویسندگان بیان نشده است.

سپاسگزاری

از تمامی دانشجویانی که در این پژوهش مشارکت داشتند قدردانی می‌شود.

منابع

زندی، خلیل و قنبری، سیروس. (۱۳۹۶). تبیین انتقال یادگیری به محیط کار بر مبنای نظریه رفتار برنامه‌ریزی‌شده. *مطالعات روانشناسی صنعتی و سازمانی*، ٤ (۲)، ۱۷-۳۸.

References

Azizkhani, M. (2023). Factors affecting the digital divide in Iran's provinces. *Macroeconomics Research Letter*, *18*(38), 7-34. https://10.22080/iejm.2024.26400.2019

Baytak, A. (2023). The acceptance and diffusion of generative artificial intelligence in education: A literature review. *Current Perspectives in Educational Research*, *6*(1), 7-18. https://doi.org/10.46303/cuper.2023.2

Chan, C. K. Y., & Hu, W. (2023). Students' voices on generative AI: Perceptions, benefits, and challenges in higher education. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *20*(1), 43. https://doi.org/10.1186/s41239-023-00411-8

Chen, K., Tallant, A. C., & Selig, I. (2025). Exploring generative AI literacy in higher education: Student adoption, interaction, evaluation and ethical perceptions. *Information and Learning Sciences*, *126*(1-2), 132-148. https://doi.org/10.1108/ILS-10-2023-0160

Cotton, D. R., Cotton, P. A., & Shipway, J. R. (2024). Chatting and cheating: Ensuring academic integrity in the era of ChatGPT. *Innovations in education and teaching international*, *61*(2), 228-239. https://doi.org/10.1080/14703297.2023.2190148

Feuerriegel, S., Hartmann, J., Janiesch, C., & Zschech, P. (2024). *Generative AI. Business & Information Systems Engineering, 66 (1), 111–126*. https://doi.org/10.1007/s12599-023-00834-7

Garzón, J., Patiño, E., & Marulanda, C. (2025). Systematic Review of Artificial Intelligence in Education: Trends, Benefits, and Challenges. *Multimodal Technologies and Interaction*, *9*(8), 84. https://10.3390/mti9080084

Golding, J. M., Lippert, A., Neuschatz, J. S., Salomon, I., & Burke, K. (2025). Generative AI and college students: Use and perceptions. *Teaching of Psychology*, *52*(3), 369-380. https://doi.org/10.1177/00986283241280350

Granić, A. (2022). Technology acceptance and adoption in education. In *Handbook of open, distance and digital education* (pp. 1-15). Singapore: Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-19-2080-6_11

Guan, L., Zhang, E. Y., & Gu, M. M. (2025). Examining generative AI–mediated informal digital learning of English practices with social cognitive theory: A mixed-methods study. *ReCALL*, *37*(3), 315-331. https://doi:10.1017/S0958344024000259

Guo, F., Zhang, L., Shi, T., & Coates, H. (2025). Whether and When Could Generative AI Improve College Student Learning Engagement?. *Behavioral Sciences*, *15*(8), 1011. https://doi.org/10.3390/bs15081011

Monib, W. K., Qazi, A., Apong, R. A., Azizan, M. T., De Silva, L., & Yassin, H. (2024). Generative AI and future education: a review, theoretical validation, and authors' perspective on challenges and solutions. *PeerJ Computer Science*, *10*, e2105. https://10.7717/peerj-cs.2105

Nasri, S., Ghazinoory, S., & Montazer, G. (2020). Investigating the digital divide problem in Iran based on the new approach of. *Iranian Journal of Information Management*, *6*(1), 247-271. https://10.22034/aimj.2020.125509

Rokosh, M., Pryimak, M., & Stadnyk, N. (2024, June). Generative AI and its impact on labor productivity and the Global Economy. In *CITI'2024: 2nd International Workshop on*

Computer Information Technologies in Industry (Vol. 4, pp. 12-14).https://www.researchgate.net/publication/391899723_Generative_AI_and_its_impact_on_labor_productivity_and_the_Global_Economy

Sengar, S. S., Hasan, A. B., Kumar, S., & Carroll, F. (2025). Generative artificial intelligence: a systematic review and applications. *Multimedia Tools and Applications*, *84*(21), 23661-23700. https://doi.org/10.1007/s11042-024-20016-1

Sheikh, H., Prins, C., & Schrijvers, E. (2023). Artificial intelligence: definition and background. In *Mission AI: The new system technology* (pp. 15-41). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-21448-6_2

Tamilmani, K., Rana, N. P., Wamba, S. F., & Dwivedi, R. (2021). The extended Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT2): A systematic literature review and theory evaluation. International Journal of Information Management, 57(2021), 102269.https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102269

Teng, Z., Cai, Y., Gao, Y., Zhang, X., & Li, X. (2022). Factors affecting learners' adoption of an educational metaverse platform: An empirical study based on an extended UTAUT model. *Mobile Information Systems*, *2022*(1), 5479215. https://doi.org/10.1155/2022/5479215

Torkashvand, S., Yarigholi, B., & Moradiyan Mohammadieh, V. (2022). Explanation of the challenges of the digital divide over the implementation of educational justice. *Technology of Education Journal (TEJ)*, *16*(2), 263-280. https://doi.org/10.22061/tej.2021.7363.2527

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS quarterly*, 425-478. https://10.2307/30036540

Wang, H., & Wang, S. (2010). User acceptance of mobile internet based on the unified theory of acceptance and use of technology: Investigating the determinants and gender differences. Social Behavior and Personality, 38(3), 415–426. https://doi.org/10.2224/sbp.2010.38.3.415

Wang, J., & Fan, W. (2025). *The effect of ChatGPT on students' learning performance, learning perception, and higher-order thinking: insights from a meta-analysis. Humanit Soc Sci Commun 12, 621 (2025)*. https://10.1057/s41599-025-04787-y

Wang, C., Wang, H., Li, Y., Dai, J., Gu, X., & Yu, T. (2025). Factors influencing university students' behavioral intention to use generative artificial intelligence: Integrating the theory of planned behavior and AI literacy. *International Journal of Human–Computer Interaction*, *41*(11), 6649-6671. https://doi.org/10.1080/10447318.2024.2383033

Wu, W., Zhang, B., Li, S., & Liu, H. (2022). Exploring factors of the willingness to accept AI-assisted learning environments: An empirical investigation based on the UTAUT model and perceived risk theory. *Frontiers in Psychology*, *13*, 870777. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.870777

Yilmaz, F. G. K., Yilmaz, R., & Ceylan, M. (2024). Generative artificial intelligence acceptance scale: A validity and reliability study. *International Journal of Human–Computer Interaction*, *40*(24), 8703-8715. https://doi.org/10.1080/10447318.2023.2288730

Zandi, K. and Ghanbari, S. (2018). Explaining the Transfer of Learning to Workplace on the Basis of Planned Behavior Theory. *Industrial and Organizational Psychology Studies*, *4*(2), 17-38. https://10.22055/jiops.2019.25752.1084. [In Persian]

Zhang, X., & Wareewanich, T. (2024). A Study of the Factors Influencing Teachers' Willingness to Use Generative Artificial Intelligence Based on the UTAUT Model. *International Journal of Interactive Mobile Technologies*, *18*(6). https://doi.org/10.3991/ijim.v18i06.47991