Iranian Agricultural Extension and Education Journal 21 (2025) 47-64.

Online ISSN: 2980-8561

Iranian Agricultural Extension and Education Journal

Journal Homepage: http://www. https://www.iaeej.ir/

Research Paper

Developing an Artificial Intelligence Adoption Model in Iranian Agricultural Higher Education

Seyed Mohammad Javad Sobhani [a*], Morteza Taki [b]

[a] Department of Agricultural Extension and Education, Faculty of Agricultural Engineering and Rural Development, Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan, Mollasani, Iran
[b] Department of Agricultural Machinery and Mechanization, Faculty of Agricultural Engineering and Rural Development, Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan, Mollasani, Iran

ARTICLE INFO

Keywords:
Artificial intelligence
Unified theory of acceptance and use of technology (UTAUT)
Task-technology fit (TTF)
Agricultural higher education institutions

ABSTRACT

With the rapid advancement of artificial intelligence (AI) technologies, understanding the factors influencing user adoption has become increasingly critical. In agriculture, AI can serve as a transformative learning tool within educational systems, driving improvements in productivity, cost efficiency, and research and teaching accuracy. This study integrates the Task-Technology Fit (TTF) and Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) frameworks to examine the key constructs influencing AI tool adoption among agricultural students. The statistical population comprised 3,243 graduate students from Iranian agricultural higher education institutions. A multistage sampling approach, stratified by university and academic level, was employed to select a random sample of 385 students using the inverse square root method. Data were collected via a validated questionnaire, with reliability assessed through Cronbach's alpha and composite reliability indices. Structural equation modeling (PLS-SEM) was used to analyze relationships among variables. Results indicated that performance expectancy, effort expectancy, and social influence significantly impacted students' behavioral intention to adopt AI tools, while facilitating conditions and behavioral intention had strong positive effects on actual usage behavior. Furthermore, task-technology fit demonstrated a significant positive influence on both behavioral intention and actual use. These findings enhance the theoretical understanding of AI adoption in educational contexts and provide practical recommendations for developers, policymakers, educators, and researchers to optimize AI integration within agricultural curricula.

* Assistant Professor, Department of Agricultural Extension and Education, Faculty of Agricultural Engineering and Rural Development, Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan, Mollasani, Iran
E-mail address: mj.sobhani@asnrukh.ac.ir
https://doi.org/10.22034/iaeej.2025.505374.1848
Received: 08 February 2025; Received in revised form: 13 May 2025; Accepted: 26 May 2025
Available online: 23 August 2025

1. Introduction

The increasing use of artificial intelligence (AI), particularly in applied fields such as agriculture, represents a transformative shift toward enhanced productivity, efficiency, and sustainability (Pallottino et al., 2025; Bampasidou et al., 2023). As agricultural education and research evolve, AI capabilities are increasingly recognized for optimizing resource management, reducing labor costs, and improving crop performance (Ryan, 2023; Rane et al., 2024). However, the successful adoption of these technologies depends on the willingness and ability of agricultural students, as future professionals, to utilize AI tools effectively (Bampasidou et al., 2023). Despite growing interest in behavioral studies of AI adoption, a significant gap remains in understanding the acceptance and use of AI tools among graduate students in the country (Jafari et al., 2024). Moreover, while numerous studies have examined AI adoption across various domains, few have specifically focused on agricultural higher education and the unique motivations and challenges faced by students in this field (Spanaki et al., 2022; Bampasidou et al., 2023). To address this gap, the present study integrates the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) with Task-Technology Fit (TTF) theory to develop a model for the adoption of intelligent tools in Iran's agricultural higher education system.

2. Methodology

This study is classified as applied research in terms of its objective and as field research in terms of data collection. External independent variables were adapted from the scale developed by Venkatesh et al. (2003). Actual use behavior was measured based on the number, diversity, and participation in training courses related to AI tool applications in higher education, as referenced in previous studies (Du & Lv, 2024; Duong et al., 2023). The Task-Technology Fit (TTF) construct was included with three items derived from prior research to examine the alignment of AI tool features with students' educational and research tasks (Du & Lv, 2024; Wu & Chen, 2017; Tian & Yang, 2024). The statistical population consisted of all graduate students at public agricultural and natural resources universities during the 2024–2025 academic year (N = 3,243). Using a multi-stage sampling method, 385 valid questionnaires were collected and processed, meeting the required sample size. Research hypotheses were tested using PLS-SEM in SmartPLS version 4. The validity of the measurement model was assessed through factor loadings (above 0.7), convergent validity (AVE = 0.681–0.851), and discriminant validity based on the Fornell-Larcker criterion (Fornell & Larcker, 1981) and the Heterotrait-Monotrait (HTMT) ratio. Additionally, model reliability was evaluated using Cronbach's alpha (α = 0.763–0.913) and composite reliability (CR = 0.864–0.945), indicating high validity and reliability.

3. Results

Demographic analysis of the students revealed that the majority were aged 26–35 years, with an average age of 30.86 years, and most were enrolled in master's programs (62.6%). Although female respondents (54%) slightly outnumbered male respondents (46%), the gender distribution was relatively balanced. All proposed hypotheses (H1–H7) were statistically confirmed. The results indicated that performance expectancy had a positive and significant effect on the mediating variable of behavioral intention ($\beta = 0.188$, $p < 0.01$), while effort expectancy showed the strongest impact on behavioral intention ($\beta = 0.557$, $p < 0.01$). Social influence had a smaller but still significant effect on behavioral intention ($\beta = 0.101$, $p < 0.05$). Regarding factors influencing actual use behavior, both facilitating conditions ($\beta = 0.295$, $p < 0.01$) and behavioral intention ($\beta = 0.316$, $p < 0.01$) exerted positive and significant effects. The inclusion of the Task-Technology Fit (TTF) construct in the theoretical model was also statistically significant, with hypotheses H6 and H7 confirming that TTF positively and significantly influenced both behavioral intention ($\beta = 0.118$, $p < 0.01$) and actual use behavior ($\beta = 0.326$, $p < 0.01$).

4. Discussion

This study employed an extended version of the UTAUT model to explore factors influencing graduate students' acceptance and use of AI tools. Key findings revealed that performance expectancy significantly affects behavioral intention, as students are more likely to adopt AI tools when they perceive them as

effective for learning and enhancing efficiency. Although early adoption faced challenges with output quality, AI performance has improved over time. Effort expectancy also strongly predicted behavioral intention, emphasizing the importance of user-friendly interfaces and minimizing technical barriers to enhance AI tool adoption in agricultural education and research. Social influence emerged as a critical factor, with media, professors, and peers shaping students' perceptions and intentions, highlighting the potential for educational planners to leverage social influence to promote responsible AI adoption. Facilitating conditions directly influenced actual use behavior, underscoring the importance of external support, resources, and access to knowledge for effective AI integration in education. Behavioral intention was a strong predictor of actual use behavior, reinforcing the need for targeted training and curriculum integration to cultivate positive attitudes toward AI tools. Finally, Task-Technology Fit (TTF) played a significant mediating role, demonstrating that alignment between AI tools and users' tasks is crucial for acceptance and use; developers must prioritize user needs, while instructors should ensure educational objectives align with AI capabilities. Overall, the study highlights the importance of addressing performance, usability, social influence, and resource availability to foster AI adoption in higher education, particularly in agricultural contexts.

5. Conclusion

This research offers significant theoretical and practical contributions. The findings enhance understanding of the factors influencing the acceptance and use of AI tools in agricultural higher education and provide a theoretical foundation for the adoption of this emerging technology in Iran. Practically, the study offers strategies for educational tool developers, policymakers, professors, and researchers to promote AI technologies in higher education while maintaining teaching quality. Given concerns about privacy and ethical issues, guidelines for ethical education and research should be established to address challenges such as over-reliance, plagiarism, and fraud. The conscious and ethical use of AI tools can facilitate personalized learning experiences and enhance student engagement. Additionally, professors should continuously evaluate the alignment of AI capabilities with students' research and learning needs, which necessitates specialized training programs to improve AI literacy among educators.

Acknowledgments

This article is derived from the results of a research project (Contract No. 15.1403) supported by the Research Deputy of Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan. The authors extend their gratitude to all students and university staff who assisted in conducting this research.

References

Bampasidou, M., Goldgaber, D., Gentimis, T., and Mandalika, A. (2024). Overcoming 'Digital divides': leveraging higher education to develop next generation digital agriculture professionals. *Computers and Electronics in Agriculture*, 224, 109181. https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109181

Du, L., and Lv, B. (2024). Factors influencing students' acceptance and use generative artificial intelligence in elementary education: an expansion of the UTAUT model. *Education and Information Technologies*, 29(1), 24715-24734. https://doi.org/10.1007/s10639-024-12835-4

Duong, C. D., Vu, T. N., and Ngo, T. V. N. (2023). Applying a modified technology acceptance model to explain higher education students' usage of ChatGPT: A serial multiple mediation model with knowledge sharing as a moderator. *The International Journal of Management Education*, 21(3), 100883. https://doi.org/10.1016/j.ijme.2023.100883

Fornell, C., and Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of marketing research*, 18(1), 39-50. https://doi.org/10.1177/002224378101800104

Jafari, H., Naghshineh, N., Rodríguez, O. A., Keshavarz, H., and Lund, B. (2024). In ChatGPT we trust? Unveiling the dynamics of reuse intention and trust towards generative AI Chatbots among Iranians. *InfoScience Trends*, 1(3), 56-72. https://doi.org/10.61186/ist.202401.01.17

Pallottino, F., Violino, S., Figorilli, S., Pane, C., Aguzzi, J., Colle, G., Nemmi, E., Montaghi, A., Chatzievangelou, D., Antonucci, F., Moscovini, L., Mei, A., Costa, C., and Ortenzi, L. (2025). Applications and perspectives of Generative Artificial Intelligence in agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 230, 109919. https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.109919

Rane, J., Kaya, Ö., Mallick, S. K., and Rane, N. L. (2024). *Generative Artificial Intelligence in Agriculture, Education, and Business*. Deep Science Publishing. London, UK. https://doi.org/10.70593/978-81-981271-7-4

Ryan, M. (2023). The social and ethical impacts of artificial intelligence in agriculture: Mapping the agricultural AI literature. *AI & SOCIETY*, 38(6), 2473-2485. https://doi.org/10.1007/s00146-021-01377-9

Spanaki, K., Sivarajah, U., Fakhimi, M., Despoudi, S., and Irani, Z. (2022). Disruptive technologies in agricultural operations: A systematic review of AI-driven AgriTech research. *Annals of Operations Research*, 308(1), 491-524. https://doi.org/10.1007/s10479-020-03922-z

Tian, S., and Yang, W. (2024). Modeling the use behavior of interpreting technology for student interpreters: An extension of UTAUT model. *Education and Information Technologies*, 29(9), 10499-10528. https://doi.org/10.1007/s10639-023-12225-2

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., and Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27, 425-478. https://doi.org/10.2307/30036540

Wu, B., and Chen, X. (2017). Continuance intention to use MOOCs: Integrating the technology acceptance model (TAM) and task technology fit (TTF) model. *Computers in Human Behavior*, 67, 221-232. https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.10.028

نوع مقاله: پژوهشی

DOI: 10.22034/iaeej.2025.505374.1848

توسعه مدل پذیرش هوش مصنوعی در نظام آموزش عالی کشاورزی ایران

سید محمدجواد سبحانی[۱*] و مرتضی تاکی[۲]

(دریافت: ۱۴۰۳/۱۱/۲۰؛ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۳/۰۵)

چکیده

همگام با پیشرفت‌های سریع فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، درک عوامل موثر بر تمایل به پذیرش کاربران نیز به طور فزاینده اهمیت یافته است. در حوزه کشاورزی، هوش مصنوعی به عنوان ابزاری یادگیری تحول‌آفرین در نظام آموزشی می‌تواند تحولات قابل توجهی به همراه داشته باشد و به افزایش بهره‌وری، کاهش هزینه‌ها و بهبود دقت در پژوهش و آموزش منجر شود. از این رو، پژوهش حاضر با ادغام نظریه تناسب وظیفه-فناوری و نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری، سازه‌های موثر بر استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی در میان دانشجویان کشاورزی را تحلیل کرد. جامعه آماری این پژوهش شامل کلیه دانشجویان تحصیلات تکمیلی مراکز آموزش عالی کشاورزی بود که با استفاده از شیوه نمونه‌گیری چندمرحله‌ای در سطوح دانشگاه و مقطع تحصیلی، به روش ریشه مربع معکوس، تعداد ۳۸۵ نفر به صورت تصادفی انتخاب شدند. برای جمع‌آوری داده‌ها از پرسشنامه‌ای استفاده شد که روایی صوری آن توسط متخصصان و پایایی سازه‌های آن با محاسبه ضریب آلفای کرونباخ و پایایی ترکیبی در حد قابل قبول ارزیابی شد. برای تجزیه و تحلیل روابط بین متغیرها از مدل‌سازی معادلات ساختاری با رویکرد حداقل مربعات جزئی استفاده شد. نتایج نشان داد که سازه‌های انتظار عملکرد، انتظار تلاش و نفوذ اجتماعی به طور معناداری بر تمایل رفتاری دانشجویان موثر بودند. همچنین شرایط تسهیل‌گری و تمایل رفتاری تاثیر مثبت و معناداری بر رفتار استفاده واقعی فراگیران داشتند. علاوه بر این، تناسب وظیفه-فناوری تاثیر مثبت و معناداری بر تمایل و استفاده واقعی دانشجویان داشت. یافته‌های پژوهش ضمن ارتقای ادبیات نظری، درک موجود از پذیرش ابزارهای هوش مصنوعی توسط دانشجویان را عمیق‌تر کرد و پیشنهادهای کاربردی را برای توسعه‌دهندگان، سیاست‌گذاران آموزشی، اساتید و پژوهشگران ارائه داد.

واژه‌های کلیدی: تناسب وظیفه-فناوری، مراکز آموزش عالی کشاورزی، نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری، هوش مصنوعی.

[۱] استادیار گروه ترویج و آموزش کشاورزی، دانشکده مهندسی زراعی و عمران روستایی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، ملاثانی، ایران.

[۲] دانشیار گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی و مکانیزاسیون، دانشکده مهندسی زراعی و عمران روستایی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی، ملاثانی، ایران.

نویسنده مسئول، پست الکترونیک: mj.sobhani@asnrukh.ac.ir

مقدمه

در دنیای امروز، هوش مصنوعی (AI - Artificial Intelligence) به عنوان یکی از فناوری‌های پیشرو در بسیاری از حوزه‌ها از جمله آموزش عالی مطرح شده است .(Chiu, 2024; Akhtar, 2024) این فناوری با ارائه راه‌حل‌های نوآورانه و کارآمد توانسته است به ارتقای کیفیت آموزشی، افزایش بهره‌وری پژوهشی و کاهش هزینه‌ها کمک شایانی کند (Crompton & Burke, 2023; Kanbach *et al*., 2024). ازجمله کاربردهای هوش مصنوعی در آموزش عالی می‌توان به تدوین محتوای درسی، تحلیل داده‌های آموزشی-پژوهشی، شخصی‌سازی فرایند یادگیری، ارزیابی خودکار و پشتیبانی از تصمیم‌گیری‌های آموزشی اشاره کرد. همچنین با بهره‌گیری از قدرت محاسباتی و توانایی‌های تشخیص الگو، این فناوری روش‌های تدریس را تکمیل کرده و موج جدیدی از یادگیری هوشمند را معرفی کرده است (Du & Lv, 2024; Rana *et al*., 2024) .در حوزه پژوهش نیز ابزارهای هوش مصنوعی مولد (GAI - Generative Artificial Intelligence) به عنوان یک فناوری پیشگام با قابلیت‌های چشمگیر برای بازتعریف ساختار پژوهشی مطرح شده است (Gupta *et al*., 2024). محتوای تولیدشده توسط ابزارهای هوش مصنوعی از ایجاد متن‌های ساده فراتر رفته و به صورت خلاقانه در حوزه‌های فراترکیب، تحلیل داده و تولید رسانه‌های دیجیتال گسترش یافته است(Chen *et al*., 2024; Dahri *et al*., 2024). با توجه به قابلیت‌های هوش مصنوعی در آموزش عالی، استفاده از این فناوری توسط دانشجویان تحصیلات تکمیلی به عنوان نسل آینده متخصصان و پژوهشگران این حوزه از اهمیت ویژه برخوردار است (Tian *et al*., 2024; Sharma & Singh, 2024).

پذیرش و استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی در میان دانشجویان تحصیلات تکمیلی می‌تواند تاثیرات قابل توجهی بر کیفیت و کارایی فرایندهای آموزشی و پژوهشی داشته باشد (Gupta *et al*., 2024). با این حال، پذیرش این فناوری‌ها با چالش‌هایی روبه‌رو است که بررسی و تحلیل دقیق این فرایند را ضروری می‌سازد (Sharma & Singh, 2024). عواملی مانند آگاهی ناکافی از کاربردهای هوش مصنوعی، نگرانی‌های مربوط به حریم خصوصی و امنیت داده‌ها و کمبود منابع آموزشی مناسب می‌توانند بر پذیرش این فناوری تاثیرگذار باشند(Rana *et al*., 2024). علاوه بر این، نگرش‌ها و باورهای دانشجویان نسبت به هوش مصنوعی و توانایی‌های آن نیز نقش مهمی در پذیرش و استفاده از این فناوری دارند (Michel-Villarreal *et al*., 2023).

بخش کشاورزی به دلیل جایگاه آن در اقتصاد و امنیت غذایی کشور به عنوان یکی از اولویت‌های برنامه ملی توسعه فناوری هوش مصنوعی شناخته می‌شود (ثانی حیدری و صفری، ۱۴۰۳). به‌کارگیری روزافزون هوش مصنوعی به ویژه در رشته‌های دانشگاهی همچون کشاورزی که ماهیت عملیاتی بیشتری دارند، نشان‌دهنده تحولی بنیادین به سمت افزایش بهره‌وری، کارایی و پایداری در این بخش است (Pallottino *et al*., 2025; Bampasidou *et al*., 2023). با تکامل روش‌های آموزش و پژوهش کشاورزی، قابلیت‌های هوش مصنوعی به طور فزاینده از جنبه‌های بهینه‌سازی مدیریت منابع، کاهش هزینه‌های نیروی کار و بهبود عملکرد محصولات شناخته می‌شوند (Ryan, 2023; Rane *et al*., 2024). با این حال، پذیرش موفقیت‌آمیز این فناوری‌ها به تمایل و توانایی دانشجویان رشته‌های کشاورزی به عنوان متخصصان آینده این حوزه برای استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی بستگی دارد (Bampasidou *et al*., 2023). از این رو برای دستیابی به عملکرد بهینه در نظام آموزش عالی کشاورزی، لازم است برنامه‌ریزان آموزشی به طور مستمر مهارت‌های نوین فناورانه را پایش کنند. با وجود تاکید محققان بر توسعه رفتارشناسی ابزارهای هوش مصنوعی، همچنان شکاف قابل توجهی در درک پذیرش و استفاده دانشجویان تحصیلات تکمیلی از این ابزارها به ویژه در داخل کشور وجود دارد (Jafari *et al*., 2024). علاوه بر این، در حالی که مطالعات بسیاری وضعیت پذیرش فناوری هوش مصنوعی را در حوزه‌های مختلف بررسی کرده‌اند، تحقیقات هدفمند اندکی به آموزش عالی کشاورزی و تمایلات خاص دانشجویان این رشته پرداخته‌اند (Spanaki *et al*., 2022; Bampasidou *et al*., 2023).

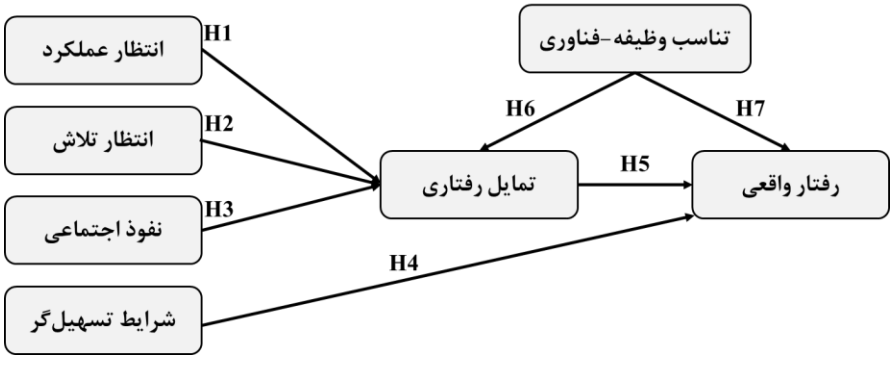
در راستای رفع این شکاف، پژوهش حاضر با در نظر گرفتن نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری(Acceptance and Use of Technology = UTAUT Unified Theory of) به عنوان محور اصلی و ادغام آن با نظریه تناسب وظیفه-فناوری (Task-Technology Fit = TTF) در پی توسعه الگویی مناسب برای پذیرش ابزارهای هوشمند در نظام آموزش عالی کشاورزی ایران است. توسعه این الگو با هدف کسب شواهد تجربی و ارائه برنامه راهبردی برای بهینه‌سازی استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی در محیط‌های دانشگاهی انجام شده است.

نظریه یکپارچه پذیرش و اســـتفاده از فناوری به عنوان چارچوبی قدرتمند برای درک جامع و پیش‌بینی رفتارهای پذیرش و استفاده کاربران از فناوری‌های نوین در زمینه‌های مختلف، توسط ونکاتش و همکاران (Venkatesh *et al*., 2003) طراحی شد. این مدل عناصر اصلی مدل‌ها و نظریه‌های پیشین، مانند مدل پذیرش فناوری، مدل انگیزشی، نظریه رفتار برنامه‌ریزی‌شده، نظریه انتشـار نوآوری و نظریه شـناخت اجتماعی را ادغام کرده و چارچوبی تحلیلی جامع‌تر ارائه می‌دهد. به طور خاص، نظریه یکپارچه پذیرش و اسـتفاده از فناوری شـامل پنج جزء سـاختاری کلیدی انتظار عملکرد، انتظار تلاش، نفوذ اجتماعی، شـرایط تسهیل‌گری و تمایل رفتاری است .(Du & Lv, 2024) در نظام آموزشی، این نظریه به طور گسترده برای بررسی پذیرش هوش مصـنوعی به کار رفته و کارایی آن در جوامع، رشـته‌ها و مقاطع مختلف تایید شـده اسـت (Sharma & Singh, 2024; Tian *et al*., 2024; Strzelecki & ElArabawy, 2024; Alhwaiti, 2023; Or, 2023; Chatterjee & Bhattacharjee, 2020).

با این حال، نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری نیز محدودیت‌هایی دارد و در زمینه‌های تحقیقاتی خاص نیازمند ادغام متغیرهای اضـافی یا گسـترش سـاختار مدل برای افزایش دقت پیش‌بینی اسـت (Tian & Yang, 2024). در بررسـی پذیرش فناوری‌های آموزشـی، محققان غالبا از این نظریه برای تحلیل نحوه اسـتفاده افراد از فناوری و عواملی که بر تصـمیمات آنان اثرگذار است بهره می‌گیرند (Al-Rahmi *et al*., 2022)، اما در شـرایط پیچیده آموزش عالی، در نظر گرفتن تناسب فناوری در دسـترس با وظایف محوله به فراگیران اهمیت بیشـتری می‌یابد (Bayaga, 2024). از این رو، در مطالعه حاضـر برای رفع این چالش، نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری با مدل تناسب وظیفه-فناوری تلفیق شد.

گودهیو و تامپسـون (Goodhue & Thompson, 1995) با ارائه نظریه تناسـب وظیفه-فناوری بیان کردند که تطابق ویژگی‌های فناوری مورد استفاده کاربران با ماهیت وظایف آنان، به طور مستقیم بر ارزیابی از عملکرد فناوری و تمایل به اسـتفاده از آن اثر می‌گذارد. نتایج تحقیقات پیشین نیز نشان داده است که نظریه تناسب وظیفه-فناوری هنگامی که با نظریه یکپارچه پذیرش و اسـتفاده از فناوری ادغام شـود، پذیرش و اسـتفاده کاربران از فناوری را در موقعیت‌های مختلف به شـکل موثری توصـیف و پیش‌بینی می‌کند (Or, 2023; Suhail *et al*., 2024; Al-Dokhny *et al*., 2024). در آموزش عالی، این بدان معناست که هرچه تناسـب بین وظایف محول‌شـده و فناوری آموزشـی بیشـتر باشـد، دانشـجویان احتمال بیشـتری می‌دهند که آن فناوری را برای فعالیت‌های آموزشـی سـودمند بدانند. در نتیجه می‌توان انتظار داشـت تمایل آنان به پذیرش و اسـتفاده از این فناوری‌ها در آموزش و پژوهش افزایش یابد (Du & Lv, 2024).

به اعتقاد پژوهشـگران، نظریه تناسـب وظیفه-فناوری در چشـم‌انداز آموزشـی بر اهمیت هم‌راسـتایی فناوری با اهداف آموزشـی خاص تاکید دارد (Almusawi & Durugbo, 2024). از این رو پیشـنهاد شـده اسـت که درک کامل از فناوری‌های آموزشـی منطبق بر نیاز کاربران، با تلفیق نظریه یکپارچه پذیرش و اسـتفاده از فناوری و نظریه تناسـب وظیفه-فناوری، منجر به ایجاد موسسـات آموزشـی یادگیرنده‌محور شـود .(Al-Rahmi *et al*., 2022) بنابراین، پر کردن شـکاف دانشـی با توسـعه مدلی برای اسـتفاده از هوش مصـنوعی در بسـتر تناسـب وظیفه-فناوری متناسـب با عوامل رفتاری دانشـجویان کشـاورزی، هدف اصـلی این تحقیق است. بر همین اساس، در مطالعه حاضر سازه تناسب وظیفه-فناوری برای درک عمیق‌تر از سطوح پذیرش و استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی در میان دانشجویان تحصیلات تکمیلی به مدل پیشنهادی پژوهش (نگاره ۱) اضافه شد.



نگاره ۱- مدل پیشنهادی پژوهش

روش پژوهش

در این پژوهش به صورت کمّی، به تحلیل علّی عوامل مؤثر بر تمایل به پذیرش و رفتار استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی در میان دانشجویان تحصیلات تکمیلی رشته‌های کشاورزی اقدام شد. این پژوهش از لحاظ هدف در زمره تحقیقات کاربردی و از نظر نحوه گردآوری داده‌ها، از نوع تحقیقات میدانی طبقه‌بندی می‌شود. ابزار پرسشنامه بر پایه نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری و نظریه تناسب وظیفه-فناوری توسعه داده شد.

در این پژوهش، متغیرهای مستقل بیرونی شامل عملکرد(PE)، انتظار تلاش(EE)، نفوذ اجتماعی (SI)، شرایط تسهیل‌گری (FC) و متغیر وابسته میانجی تمایل رفتاری (BI) در زمینه ابزارهای هوش مصنوعی، از مقیاس ارائه‌شده توسط ونکاتش و همکاران (Venkatesh *et al*., 2003) اقتباس شد. پژوهشگران بسیاری از سازه‌های این مدل در تجربیات پذیرش هوش مصنوعی استفاده کرده‌اند (Tian & Yang, 2024; Duong *et al*., 2023; Sharma & Singh, 2024; Du & Lv, 2024; Tian *et al*., 2024; Alhwaiti, 2023; Chatterjee & Bhattacharjee, 2020).

از آنجا که مطالعه اصلی ونکاتش و همکاران (Venkatesh et al., 2003) جزئیات دقیقی در مورد چگونگی اندازه‌گیری متغیر رفتار استفاده (UB) ارائه نکرده است، پژوهش‌های تکمیلی ونکاتش و همکاران (Venkatesh *et al*., 2012) سنجش رفتار واقعی را بر اساس ماهیت موضوع پیشنهاد کرده‌اند. در این مطالعه، با استناد به پژوهش‌های پیشین، رفتار استفاده واقعی با تعداد، تنوع و شرکت در دوره‌های آموزشی مرتبط با کاربرد ابزارهای هوش مصنوعی در نظام آموزش عالی سنجیده شد (Du & Lv, 2024; Duong *et al*., 2023). سازه تناسب وظیفه-فناوری (TTF) نیز با سه گویه برگرفته از مطالعات پیشین، برای بررسی تطابق ویژگی‌های ابزارهای هوش مصنوعی با وظایف آموزشی و پژوهشی دانشجویان کشاورزی، در ابزار قرار گرفت (Du & Lv, 2024; Wu & Chen, 2017; Tian & Yang, 2024).

روایی ظاهری پرسشنامه توسط گروهی از صاحب‌نظران، شامل سه نفر از محققان در حوزه پذیرش فناوری آموزشی و شش نفر از اساتید رشته آموزش کشاورزی در دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان و ساری بررسی و تایید شد. برای ارزیابی پایایی، یک آزمون آزمایشی با ۳۰ نفر از دانشجویان انجام شد که ضریب آلفای کرونباخ بالاتر از ۰/۷۵ برای همه سازه‌ها، بیانگر قابلیت اطمینان مطلوب ابزار سنجش بود. پرسشنامه نهایی متشکل از مجموعه گویه‌ها برای سنجش هر سازه، بر مبنای معیار پنج‌گزینه‌ای لیکرت (کاملا موافقم تا کاملا مخالفم) و متغیرهای جمعیت‌شناختی، به صورت برخط در سامانه اول‌فرم (https://form.avalform.com) طراحی و با همکاری انجمن‌های علمی با دانشجویان تحصیلات تکمیلی به اشتراک گذاشته شد. در جدول ۱، سازه‌ها و نشانگرهای پژوهش به همراه منابع آن ارائه شده است.

جامعه آماری مورد بررسی شامل همه دانشجویان تحصیلات تکمیلی رشته‌های کشاورزی در مقطع زمانی ۱۴۰۳–۱۴۰۴ بود که در فعالیت‌های آموزشی و پژوهشی قابلیت بهره‌مندی از ابزارهای هوش مصنوعی را داشتند. پاسخگویان به شیوه نمونه‌گیری چندمرحله‌ای، در سطح نخست از سه دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان (N=1520)، ساری (N=1067) و خوزستان(N=656) به‌عنوان خوشه‌های مناسبی از آموزش عالی کشاورزی کل کشور انتخاب شدند.

انتخاب دانشگاه‌های تخصصی کشاورزی و منابع طبیعی به سبب جامعیت رشته‌های تحصیلات تکمیلی و استقلال تصمیم‌گیری‌های آموزشی این واحدها نسبت به دیگر مؤسسه‌ها و دانشکده‌های کشاورزی و منابع طبیعی کشور در توسعه فناوری‌های آموزشی و پژوهشی مبتنی بر هوش مصنوعی و با توجه به شرایط ویژه رشته‌های کشاورزی صورت گرفت.

دانشجویان تحصیلات تکمیلی دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان در ۶۰ رشته‌گرایش مقطع کارشناسی‌ارشد (N=878) و ۳۶ رشته‌گرایش مقطع دکتری (N=642)، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری در ۵۱ رشته‌گرایش در مقطع کارشناسی‌ارشد (N=478) و ۲۸ رشته‌گرایش در مقطع دکتری (N=589) و همچنین دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان در ۳۰ رشته‌گرایش مقطع کارشناسی‌ارشد (N=461) و ۱۱ رشته‌گرایش مقطع دکتری (N=195) مشغول به تحصیل بودند. در سطح دوم، از بین دانشجویان در مقطع کارشناسی‌ارشد (n=241) و مقطع دکتری (n=144)، به صورت نمونه‌گیری تصادفی اقدام به جمع‌آوری داده‌ها شد که آمار توصیفی آن به تفکیک دانشگاه در جدول ۲ گزارش شده است.

جدول ۱- معرفی ابزار پژوهش

سازه	نماد	گویه	منبع
انتظار عملکرد	PE1	من معتقدم که ابزارهای هوش مصنوعی برای ارتقای یادگیری من مفید هستند.	Venkatesh *et al.*, 2003 Chatterjee & Bhattacharjee, 2020 Duong *et al*., 2023
	PE2	استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی شانس من را برای دستیابی به اهداف مهم در مطالعاتم افزایش می‌دهد.	
	PE3	استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی به من کمک می‌کند تا پروژه‌هایم را سریعتر انجام دهم.	
انتظار تلاش	EE1	یادگیری نحوه استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی برای من ساده است.	Venkatesh *et al*., 2003 Chatterjee & Bhattacharjee, 2020 Duong *et al*., 2023
	EE2	به نظرم ارتباط با ابزارهای هوش مصنوعی واضح و قابل فهم است.	
	EE3	برای من آسان است که در استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی مهارت پیدا کنم.	
نفوذ اجتماعی	SI1	رسانه‌های اجتماعی مرا به استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی تشویق می‌کنند.	Venkatesh *et al.*, 2003 Du & Lv, 2024
	SI2	استادان در استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی مرا حمایت می‌کنند.	
	SI3	دوستانم معتقدند که من هم باید از ابزارهای هوش مصنوعی استفاده کنم.	
شرایط تسهیل‌گری	FC1	من به منابع و امکانات مورد نیاز برای استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی دسترسی دارم.	Venkatesh et al., 2003 Chatterjee & Bhattacharjee, 2020 Du & Lv, 2024
	FC2	من دانش لازم برای استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی را دارم.	
	FC3	وقتی در استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی دچار مشکل می‌شوم، می‌توانم از دیگران کمک بگیرم.	
تمایل رفتاری	BI1	من قصد دارم در آینده از ابزارهای هوش مصنوعی بیشتر استفاده کنم.	Venkatesh *et al*., 2003 Chatterjee & Bhattacharjee, 2020 Duong *et al*., 2023
	BI2	من برنامه‌ریزی کرده‌ام که به طور مستمر از ابزارهای هوش مصنوعی استفاده کنم.	
	BI3	من قصد دارم از ابزارهای هوش مصنوعی برای کمک به تکمیل وظایف یادگیری خود استفاده کنم.	
تناسب وظیفه-فناوری	TTF1	ابزارهای هوش مصنوعی نیازهای آموزشی دانشجویان رشته کشاورزی را برآورده می‌کند.	Du & Lv, 2024 Wu & Chen, 2017 Tian & Yang, 2024
	TTF2	ابزارهای هوش مصنوعی برای کمک به انجام پژوهش در حوزه کشاورزی مناسب است.	
	TTF3	فناوری‌های آموزشی مبتنی بر هوش مصنوعی با روش یادگیری رشته‌های کشاورزی، سازگار است.	
رفتار واقعی	UB1	در ماه گذشته چند بار از ابزارهای هوش مصنوعی برای انجام فعالیت‌های آموزشی و پژوهشی استفاده کرده‌اید: هرگز ۱ بار ۲-۵ بار ۶-۹ بار ۱۰ بار و بیشتر.	Du & Lv, 2024 Venkatesh *et al*, 2012 Duong *et al*., 2023
	UB2	در چند دوره آموزشی هوش مصنوعی شرکت نموده‌اید: هیچ یک دو سه چهار و بیشتر	
	UB3	تجربه استفاده از چه تعداد ابزار هوش مصنوعی در حوزه آموزش و پژوهش داشته‌اید؟ هیچ کمتر از سه ابزار چهار تا شش ابزار هفت تا نه ابزار بیشتر از ۱۰ ابزار	

در این پژوهش، برای تخمین حداقل اندازه نمونه از روش ریشه مربع معکوس(Inverse Square Root Method) استفاده شد که به اعتقاد کوک و هادایا (Kock & Hadaya, 2018) نتایج بهتری نسبت به سایر روش‌های متعارف برآورد نمونه دارد و در پژوهش‌های حوزه آموزش کشاورزی نیز کاربرد مطلوبی داشته است (غیاثی و علم‌بیگی، ۱۴۰۳). با در نظر گرفتن سطح معناداری ۰/۰۵ و توان آماری ۰/۹، کمترین حجم نمونه موردنیاز n=384 نفر محاسبه شد که با حد مطلوب شمار نمونه بر مبنای فرمول کوکران نیز همسویی دارد. با توجه به تعداد کل دانشجویان تحصیلات تکمیلی سه دانشگاه (۳۲۴۳ نفر)، تا دستیابی به تعداد نمونه موردنیاز، به‌صورت تصادفی لینک پرسشنامه برای دانشجویان ارسال شد. انتخاب تصادفی نمونه مورد مطالعه بر مبنای فهرست عضویت آن‌ها در گروه‌های مجازی دانشجویی صورت گرفت که پس از سه مرحله یادآوری یا اعلام عدم تمایل به مشارکت در تکمیل پرسشنامه، پاسخگویان جدید جایگزین شدند. پس از جمع‌آوری و پالایش داده‌ها، تعداد ۳۸۵ پرسشنامه معتبر جهت پردازش اطلاعات در نظر گرفته شد که حد مورد نیاز نمونه برآوردشده را نیز تأمین کرد. فرآیند جمع‌آوری داده‌ها ضمن رعایت اصول اخلاق پژوهش و با اجرای نظرسنجی در سه دانشگاه متفاوت از بین دانشجویان تحصیلات تکمیلی (بالاتر از سن قانونی

۱۸ سال) انجام شد. برای کاهش احتمال سوگیری اجتماعی و تشویق به ارائه اطلاعات صادقانه، به پاسخگویان اطمینان داده شد که پاسخ‌هایشان ناشناس و محرمانه باقی خواهد ماند.

برای رفع مسئله احتمالی سوگیری در این مطالعه، چندین راهکار آماری اعمال شد. سوگیری روش مشترک (Method Common Bias = CMB) به احتمال خطا در اندازه‌گیری متغیرها به دلیل استفاده از یک روش واحد برای جمع‌آوری داده‌ها، مانند پرسشنامه‌های خودگزارشی، اشاره دارد. برای تأیید اعتبار داده‌های جمع‌آوری‌شده، از آزمون تک‌عاملی هارمن در نرم‌افزار SPSS استفاده شد (Podsakoff *et al.*, 2024; Kock, 2015). تحلیل نتایج آزمون هارمن نشان داد که هیچ عاملی به‌تنهایی بخش عمده‌ای از واریانس را تبیین نمی‌کند، زیرا بیشترین واریانس تک‌سازه‌های برازش‌شده برابر ۳۰/۸۴ بوده و کمتر از مقدار آستانه ۵۰ درصد است. همچنین، در این مطالعه عوامل تورم واریانس (VIF) که به‌عنوان شاخص سوگیری در نظر گرفته می‌شود، برای همه نشانگرها کمتر از مقدار آستانه ۳/۳ محاسبه شد که نشان‌دهنده‌ی عدم همبستگی بیش‌ازحد پیش‌بین‌های مدل بود (Hair *et al.*, 2022). با رعایت این اصول می‌توان انتظار داشت که یافته‌های پژوهش تحت تأثیر سوگیری‌های احتمالی قرار نگیرد.

برای آزمون فرضیه‌های پژوهش، از مدل‌سازی معادلات ساختاری با رویکرد حداقل مربعات جزئی در نسخه ۴ نرم‌افزار SmartPLS به‌عنوان روشی شناخته‌شده برای آشکارسازی عوامل مکنون در بروز رفتارهای پذیرش فناوری استفاده شد (Venkatesh *et al.*, 2016). بر مبنای معیارهای پیشنهادی هیر و همکاران (Hair *et al.*, 2019)، ابتدا مدل اندازه‌گیری برای محاسبه اعتبار و شاخص‌های برازش برآورد شد و سپس مدل ساختاری با فن‌های بوت‌استرپینگ و بلایندفولدینگ برای تعیین عملکرد مسیرهای علّی اجرا گردید. روایی مدل اندازه‌گیری با استفاده از محاسبه بار عاملی (بالاتر از ۰/۷)، روایی همگرا (AVE=0/681–0/851) و روایی واگرا (روایی تشخیصی) بر اساس دو روش معیار فورنل و لارکر (Fornell & Larcker, 1981) و همچنین روایی یگانه-دوگانه (HTMT) مورد ارزیابی قرار گرفت. از سوی دیگر، پایایی مدل از طریق محاسبه ضریب آلفای کرونباخ (α=0/763–0/913) و پایایی ترکیبی (CR=0/864–0/945) بررسی شد که نتایج حاکی از اعتبار و قابلیت اعتماد بالای آن بود.

یافته‌ها و بحث

ویژگی‌های جمعیت شناختی

بررسی ویژگی‌های جمعیت‌شناختی دانشجویان نشان داد که بیشترین تعداد در گروه سنی ۲۶ تا ۳۵ سال (با میانگین ۸۶/۳۰ سال) قرار دارند و اغلب آن‌ها در مقطع کارشناسی‌ارشد (۶/۶۲ درصد) تحصیل می‌کنند. همچنین، تعداد زنان (۵۴ درصد) پاسخگو کمی بیشتر از مردان (۴۶ درصد) بوده است. مشخصات توصیفی پاسخگویان در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲- مشخصات توصیفی پاسخگویان

متغیر	طبقه	فراوانی	درصد
جنسیت	زن	۲۰۸	۵۴
	مرد	۱۷۷	۴۶
مقطع تحصیلی	کارشناسی ارشد	۲۴۱	۶۲/۶
	دکتری	۱۴۴	۳۷/۴
دانشگاه	گرگان	۱۶۶	۴۳/۱
	ساری	۱۲۶	۳۲/۷
	خوزستان	۹۳	۲۴/۲
گروه سنی	۲۵ سال و کمتر	۱۱۵	۲۹/۹
	۲۶ تا ۳۵ سال	۱۴۱	۳۶/۷
	۳۶ تا ۴۵ سال	۸۶	۲۲/۳
	بیشتر از ۴۶ سال	۴۳	۱۱/۱
	مجموع	**۳۸۵**	**۱۰۰**

ارزیابی مدل اندازه گیری

در ارزیابی اعتبار مدل اندازه‌گیری، تمام گویه‌ها با بارهای عاملی بالاتر از حد ۰/۷ در سطح قابل قبولی برآورد شدند. همچنین جهت بررسی قابلیت اطمینان و اعتبار سازه‌های پیشنهادی به سه معیار آلفای کرونباخ، قابلیت اطمینان ترکیبی (CR) و میانگین واریانس استخراج شده (AVE) استناد گردید (Hair *et al.*, 2019). آلفای کرونباخ به عنوان معیاری برای سنجش سازگاری درونی، برای تمام سازه‌ها بالاتر از ۰/۷ محاسبه شد. پایایی ترکیبی سازه‌ها نیز با شاخص بالاتر از ۰/۷ نشان‌دهنده قابلیت اطمینان کلی سازه‌ها بود. همچنین مقادیر میانگین واریانس استخراج شده بالاتر از ۰/۵ اعتبار همگرا را تأیید کردند و نشان دادند که بخش قابل توجهی از واریانس در متغیرهای مشاهده شده به سازه پنهان نسبت داده می‌شود (جدول ۳).

جدول ۳- نتایج ارزیابی مدل اندازه‌گیری

سازه	نماد	بار عاملی	VIF	آلفای کرونباخ	پایایی ترکیبی	میانگین واریانس استخراج شده
انتظار عملکرد	PE1	۰/۹۲۲	۲/۰۸۴	۰/۹۰۴	۰/۹۴۰	۰/۸۳۸
	PE2	۰/۹۲۷	۲/۲۵۳			
	PE3	۰/۸۹۸	۱/۵۴۵			
انتظار تلاش	EE1	۰/۷۸۷	۱/۳۶۲	۰/۷۸۳	۰/۸۷۴	۰/۶۹۸
	EE2	۰/۸۸۸	۲/۴۰۳			
	EE3	۰/۸۲۹	۲/۱۰۸			
نفوذ اجتماعی	SI1	۰/۸۹۴	۲/۲۳۶	۰/۸۶۴	۰/۹۱۷	۰/۷۸۶
	SI2	۰/۸۸۶	۲/۳۰۳			
	SI3	۰/۸۸۰	۲/۱۴۹			
شرایط تسهیل‌گری	FC1	۰/۹۰۷	۲/۳۵۳	۰/۸۵۶	۰/۹۱۲	۰/۷۷۶
	FC2	۰/۸۶۶	۲/۰۴۵			
	FC3	۰/۸۶۹	۲/۰۷۵			
تمایل رفتاری	BI1	۰/۸۸۲	۱/۹۶۱	۰/۷۶۳	۰/۸۶۴	۰/۶۸۱
	BI2	۰/۷۵۱	۱/۳۳۱			
	BI3	۰/۸۳۷	۱/۸۰۷			
تناسب وظیفه-فناوری	TTF1	۰/۸۲۵	۱/۵۳۱	۰/۷۶۸	۰/۸۶۵	۰/۶۸۲
	TTF2	۰/۷۹۸	۱/۵۵۹			
	TTF3	۰/۸۵۳	۱/۶۱۴			
رفتار واقعی	UB1	۰/۹۱۶	۱/۹۲۸	۰/۹۱۳	۰/۹۴۵	۰/۸۵۱
	UB2	۰/۹۴۴	۲/۱۵۰			
	UB3	۰/۹۰۷	۲/۰۲۰			

روایی تشخیصی مدل اندازه‌گیری با دو روش معیار فورنل و لارکر و روایی یگانه-دوگانه ارزیابی شد. همانگونه که در نتایج جدول ۴ مشاهده می‌شود، ریشه دوم میانگین واریانس استخراج شده برای هر سازه بیشتر از بالاترین همبستگی آن با سازه‌های دیگر است که این برآورد نشانگر سطح مطلوب روایی تشخیصی با معیار فورنل و لارکر است.

روایی تشخیصی بر اساس معیار یگانه-دوگانه پیشنهادی توسط هنسلر و همکاران (Henseler *et al.*, 2015) به عنوان مکملی برای روش فورنل و لارکر نیز ارزیابی شد (جدول ۵). بر اساس نتایج بدست آمده تمامی مقادیر کمتر از آستانه‌ی توصیه شده HTMT برابر ۰/۸۵ قرار داشتند که بدین ترتیب اطمینان حاصل می‌شود که سازه‌ها به وضوح از یکدیگر متمایز هستند.

جدول ۴- ارزیابی ریشه دوم میانگین واریانس استخراج‌شده با همبستگی سازه‌ها

سازه‌ها	PE	EE	SI	FC	BI	TTF	UB
انتظار عملکرد	**۰/۹۱۶***						
انتظار تلاش	۰/۶۳۷	**۰/۸۳۶**					
نفوذ اجتماعی	۰/۶۶۸	۰/۵۳۹	**۰/۸۸۷**				
شرایط تسهیل‌گری	۰/۶۷۹	۰/۶۱۸	۰/۶۶۱	**۰/۸۸۱**			
تمایل رفتاری	۰/۶۸۳	۰/۷۲۲	۰/۶۰۱	۰/۶۳۶	**۰/۸۲۵**		
تناسب وظیفه-فناوری	۰/۶۲۲	۰/۵۸۹	۰/۶۳۴	۰/۷۰۰	۰/۶۲۷	**۰/۸۲۶**	
رفتار واقعی	۰/۷۵۰	۰/۶۷۶	۰/۶۸۱	۰/۷۲۴	۰/۷۰۸	۰/۷۳۱	**۰/۹۲۳**

* در خانه های قطر جدول، مقادیر جذر میانگین واریانس هر مؤلفه به صورت پررنگ و همبستگی بین مؤلفه و سایر متغیرها در زیر سلول های مورب درج شده است

جدول ۵- ارزیابی روایی یگانه-دوگانه

سازه‌ها	PE	EE	SI	FC	BI	TTF	UB
انتظار عملکرد							
انتظار تلاش	۰/۷۵۴						
نفوذ اجتماعی	۰/۷۵۵	۰/۶۴۸					
شرایط تسهیل‌گری	۰/۷۷۰	۰/۷۵۱	۰/۷۶۶				
تمایل رفتاری	۰/۸۱۹	۰/۷۳۲	۰/۷۳۵	۰/۷۸۳			
تناسب وظیفه-فناوری	۰/۷۳۵	۰/۷۵۴	۰/۷۷۲	۰/۷۵۶	۰/۸۱۳		
رفتار واقعی	۰/۸۲۶	۰/۷۹۲	۰/۷۶۵	۰/۸۱۵	۰/۸۳۲	۰/۸۲۲	

تحلیل مدل ساختاری

در اجرای برآورد مدل ساختاری با روش حداقل مربعات جزئی، ابتدا فرآیند با حداکثر ۵۰۰ تکرار تنظیم شد و از وزن‌های اولیه پیش‌فرض استفاده شد. برای تقویت استحکام یافته‌ها، یک روش بوت‌استرپینگ غیرپارامتریک با ۵۰۰۰ نمونه مجدد اجرا شد که پایداری مدل را افزایش داد و امکان برآورد نتایج آماری معنادار از طریق شبیه‌سازی را فراهم کرد. این روش برای اطمینان از قابلیت اطمینان و اعتبار روابط سازه‌های مدل در برابر آماره t در سطح معناداری ۵٪ به‌کار گرفته شد.

عملکرد مدل ساختاری شامل ارزیابی ضریب تعیین (R^2) بود که قدرت توضیحی مدل را اندازه‌گیری می‌کند. با توجه به طبقه‌بندی هیر و همکاران (Hair *et al.*, 2022)، مقادیر R^2 به‌عنوان ضعیف (۰/۲۵)، متوسط (۰/۵۰) یا قابل توجه (۰/۷۵) تفسیر شدند. در مدل ساختاری برازش‌شده، مقدار R^2 برای تمایل رفتاری ۰/۷۰۹ و برای رفتار استفاده ۰/۶۷۶ بود که نشان‌دهنده قدرت توضیحی مناسب برای هر دو سازه است.سپس، اثر مسیرهای تأثیرگذاری عوامل مختلف بر رفتارهای پذیرش و استفاده دانشجویان تحصیلات تکمیلی از ابزارهای هوش مصنوعی به‌دست آمد و نتایج اثرات سازه تناسب وظیفه-فناوری (TTF) در این مسیرها بیشتر آشکار شد.

همان‌گونه که در جدول ۶ نشان داده شده است، همه فرضیه‌های مطرح‌شده، از H1 تا H7 ، به‌طور آماری تأیید شدند. بر اساس نتایج، سازه انتظار عملکرد تأثیر مثبت و معناداری بر متغیر وابسته میانجی تمایل رفتاری داشت ($\beta = 0.188, p < 0.01$). همچنین، سازه انتظار تلاش به‌طور قابل توجهی بیشترین تأثیر را بر تمایل رفتاری نشان داد ($\beta = 0.557, p < 0.01$) نفوذ اجتماعی تأثیر نسبتاً کمتری بر تمایل رفتاری داشت ($\beta = 0.101, p < 0.05$)، اگرچه به‌طور آماری معنادار بود.

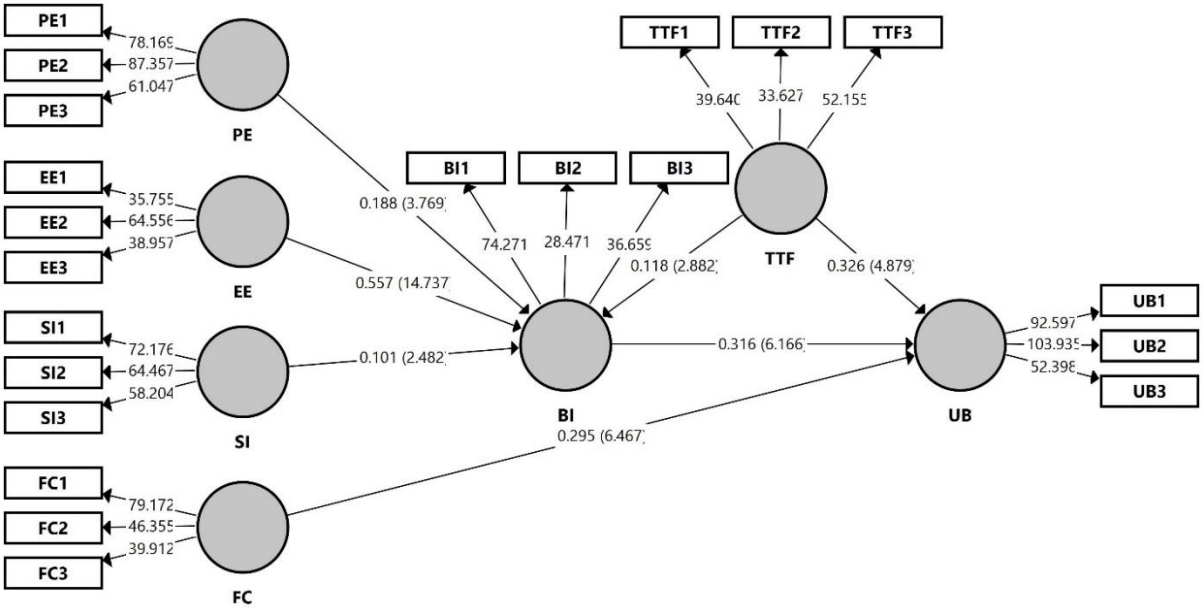
در مورد عوامل تأثیرگذار بر رفتار استفاده، نتایج نشان داد که سازه شرایط تسهیل‌گری ($\beta = 0.295, p < 0.01$) و سازه تمایل رفتاری ($\beta = 0.316, p < 0.01$) هر دو تأثیر مثبت و معناداری در تبیین متغیر وابسته دارند.

در توسعه مدل نظری، سازه تناسب وظیفه-فناوری نیز در مدل قرار گرفت که بر اساس نتایج، فرضیات مربوط به آن به‌طور آماری معنادار بودند. مطابق با فرضیه‌های H6 وH7 ، تناسب وظیفه-فناوری به‌طور مثبت و معناداری بر تمایل رفتاری ($\beta = 0.118, p < 0.01$)و همچنین رفتار استفاده ($\beta = 0.326, p < 0.01$) تأثیرگذار بوده است.

نمایش برازش مدل نهایی در نگاره ۲ ارائه شده است.

جدول ۶- نتایج آزمون فرضیه‌ها

	فرضیه اثر مورد مطالعه	ضریب (β)	خطای استاندارد	آماره t	سطح معنی‌داری	نتیجه
H1	انتظار عملکرد ← تمایل رفتاری	۰/۱۸۸	۰/۰۵۰	۳/۷۶۹	۰/۰۰۱	پذیرش
H2	انتظار تلاش ← تمایل رفتاری	۰/۵۵۷	۰/۰۳۸	۱۴/۷۳۷	۰/۰۰۱	پذیرش
H3	نفوذ اجتماعی ← تمایل رفتاری	۰/۱۰۱	۰/۰۴۱	۲/۴۸۲	۰/۰۱۳	پذیرش
H4	شرایط تسهیل‌گری← رفتار واقعی	۰/۲۹۵	۰/۰۴۶	۶/۴۶۷	۰/۰۰۱	پذیرش
H5	تمایل رفتاری← رفتار واقعی	۰/۳۱۶	۰/۰۵۱	۶/۱۶۶	۰/۰۰۱	پذیرش
H6	تناسب وظیفه-فناوری ← تمایل رفتاری	۰/۱۱۸	۰/۰۴۱	۲/۸۸۲	۰/۰۰۴	پذیرش
H7	تناسب وظیفه-فناوری ← رفتار واقعی	۰/۳۲۶	۰/۰۶۷	۴/۸۷۹	۰/۰۰۱	پذیرش



نگاره ۲- برازش مدل ساختاری پژوهش

در این پژوهش از نسخه توسعه‌یافته نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری برای بررسی عوامل مؤثر بر پذیرش و استفاده دانشجویان تحصیلات تکمیلی از ابزارهای هوش مصنوعی استفاده شد. یافته‌های کلیدی به شرح زیر است:

سازه انتظار عملکرد به‌طور مثبت تمایل رفتاری دانشجویان را برای استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی در آموزش عالی پیش‌بینی می‌کند. همسو با این یافته، پژوهش‌های پیشین نیز که در حوزه به‌کارگیری هوش مصنوعی در آموزش عالی متمرکز بودند، تأثیر مثبت و معنادار سازه انتظار عملکرد بر تمایل رفتاری را گزارش کرده‌اند (Strzelecki & Elarabawy, 2024; Du & Lv, 2024; Rana *et al*., 2024). یافته‌های پژوهش حاضر نیز با این دیدگاه همخوانی دارد و نشان می‌دهد که وقتی دانشجویان ابزارهای هوش مصنوعی را به‌عنوان ابزاری مؤثر برای انجام وظایف یادگیری و افزایش کارایی مطالعه درک می‌کنند،

بیشتر تمایل به استفاده مجدد از فناوری دارند. محققان معدودی از جمله چاترجی و باتاچارجی (Chatterjee & Bhattacharjee, 2020) ارتباط بین انتظار عملکرد و نگرش دانشجویان نسبت به ابزارهای هوش مصنوعی را کمتر از حد انتظار گزارش کرده و بیان داشته‌اند که دانشجویان در حین استفاده با مشکلات کیفیت خروجی مواجه شده‌اند.

بر اساس نتایج، سازه انتظار تلاش نیز قدرت بالایی در پیش‌بینی تمایل رفتاری داشت. این یافته علاوه بر تأیید مواضع نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری، با نتایج تحقیقات پیشین نیز در کاربرد هوش مصنوعی در نظام آموزشی همسو است (Strzelecki & Elarabawy, 2024; Du & Lv, 2024; Rana et al., 2024). براساس ادبیات تجربی موجود، هنوز فضای زیادی برای بهبود و سهولت روابط کاربران در استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی وجود دارد.

علاوه بر این، نفوذ اجتماعی به‌طور مثبت تمایل رفتاری دانشجویان تحصیلات تکمیلی برای استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی را پیش‌بینی می‌کند. این یافته با نتایج بسیاری از محققان همچون استرزلکی و الراباوی، دو و الوی و رعنا و همکاران (Strzelecki & Elarabawy, 2024; Du & Lv, 2024; Rana *et al*., 2024) که رسانه‌ها، نظرات استادان و دوستان را به‌طور مستقیم در شکل‌گیری دیدگاه‌های اولیه فراگیران مؤثر می‌دانند، همخوانی دارد. با توسعه تعاملات آنلاین و پوشش رسانه‌ای، نفوذ اجتماعی به‌عنوان یک تعیین‌کننده مهم در شکل‌گیری تمایل رفتاری دانشجویان تحصیلات تکمیلی برای استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی ظاهر می‌شود.

بر اساس نتایج آزمون فرضیات، شرایط تسهیل‌گری به‌صورت مستقیم بر رفتار استفاده واقعی دانشجویان تأثیر داشته است. همان‌گونه که در پژوهش‌های پیشین نیز اشاره شده است، برای دانشجویانی که توانایی تصمیم‌گیری آگاهانه آن‌ها همچنان در حال تکامل است، شرایط تسهیل‌گری اغلب نقش مهمی در شکل‌دهی الگوهای رفتاری ایفا می‌کنند (Chatterjee & Bhattacharjee, 2020; Du & Lv, 2024; Rana *et al*., 2024). ازاین رو می‌توان بیان کرد که حمایت بیرونی و دسترسی به دانش لازم، منابع و امکانات مورد نیاز برای استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی، به‌عنوان پیش‌نیازی برای توسعه آینده آموزش و پژوهش محسوب می‌شود. همچنین، یافته‌های ارزیابی مدل پژوهش نشان می‌دهد که همسو با اغلب مدل‌های نظری پیشین، تمایل رفتاری نقش تعیین‌کننده‌ای در بروز رفتار مخاطبان دارد (Du & Lv, 2024; Rana *et al*., 2024; Venkatesh *et al*., 2012; Chatterjee & Bhattacharjee, 2020; Duong et al., 2023). این سازه به‌عنوان یک میانجی تعیین‌کننده قوی رفتار استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی ایفای نقش می‌کند و منجر به این تفسیر می‌شود که برای دستیابی به رفتار مطلوب استفاده، نیاز است برنامه‌ریزان آموزش عالی نگرش صحیحی را در بین دانشجویان ایجاد نمایند.

در نهایت، نتایج مطابق یافته‌های تحقیقات قبلی نشان داد که سازه تناسب وظیفه-فناوری نقش میانجی مهمی در نحوه شکل‌گیری تمایل و رفتار دانشجویان تحصیلات تکمیلی در مورد استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی ایفا می‌کند (Du & Lv, 2004) این یافته تأیید می‌کند که میزان پذیرش و بروز رفتار استفاده از فناوری ممکن است تحت تأثیر سازگاری با ماهیت وظیفه مخاطبان متفاوت باشد (Wu & Chen, 2017; Tian & Yang, 2024) بنابراین، برنامه‌نویسان و توسعه‌دهندگان ابزارهای بومی هوش مصنوعی باید توجه ویژه‌ای به نیازهای فراگیران داشته باشند. علاوه بر ملاحظات طراحی ابزارهای بومی هوش مصنوعی، طراحی اهداف و وظائف فراگیران نیز هنگام تدوین برنامه درسی توسط استادان بسیار مهم است.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

مطالعه حاضر با تکیه بر نظریه تناسب وظیفه-فناوری اقدام به توسعه نظریه یکپارچه پذیرش و استفاده از فناوری برای بررسی تمایل و رفتار دانشجویان تحصیلات تکمیلی در استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی به‌عنوان یک فناوری نوظهور در آموزش عالی کرده است. این تحقیق با هدف رفع شکاف تجربی بر مبنای چارچوب‌های شناخته‌شده رفتاری، به دنبال ارائه راهکارهایی است که برنامه‌ریزان آموزشی بر مبنای آن بتوانند دانشجویان را برای آینده‌ای با محوریت هوش مصنوعی آماده کنند.

نتایج نشان داد که سازه‌های انتظار عملکرد، انتظار تلاش و نفوذ اجتماعی به‌طور معناداری تمایل رفتاری را تحت تأثیر قرار می‌دهند. به همین ترتیب، تمایل رفتاری و شرایط تسهیل‌گری نیز به‌صورت مثبت و معناداری بر رفتار استفاده واقعی دانشجویان تحصیلات

تکمیلی از ابزارهای هوش مصنوعی تأثیر دارند. علاوه بر این، سازه تناسب وظیفه-فناوری توانایی مطلوبی در پیش‌بینی هر دو متغیر وابسته، یعنی تمایل و رفتار استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی، نشان داد.

این پژوهش دارای دستاوردهای قابل‌توجهی در بخش‌های نظری و عملی است. نتایج این مطالعه ضمن ایجاد و تقویت درک نسبت به عوامل تأثیرگذار بر پذیرش و به‌کارگیری ابزارهای هوش مصنوعی در آموزش عالی کشاورزی، مبنای نظری مناسبی را نیز در رابطه با این فناوری نوظهور در ایران ارائه کرده است. همچنین، تحقیق حاضر راهبردهای عملی برای توسعه‌دهندگان ابزارهای آموزشی، سیاستگذاران، استادان و پژوهشگران ارائه می‌دهد تا به‌طور آگاهانه به ترویج فناوری‌های هوش مصنوعی مولد در آموزش عالی بپردازند و در عین حال کیفیت تدریس را تضمین کنند.

بر اساس نتایج حاضر در رابطه با سازه‌های انتظار عملکرد و انتظار تلاش و مقایسه آن با پژوهش‌های پیشین، استنباط می‌شود که در ابتدای ظهور و کاربرد هوش مصنوعی در امور آموزشی و پژوهشی، دانشجویان هنوز نتایج رضایت‌بخشی از این فناوری دریافت نکرده بودند، اما به مرور عملکرد این فناوری‌ها بهبود یافته است. این نتیجه نشان می‌دهد که دانشجویان تمایل بیشتری به استفاده از فناوری‌هایی دارند که مفید، کارآمد و ساده در دسترس باشند. بنابراین، به سیاستگذاران آموزش عالی پیشنهاد می‌شود که به طراحی و اجرای مستمر برنامه‌های آموزشی برای آشنایی دانشجویان و استادان با ابزارهای هوش مصنوعی و مزایای آن‌ها در حوزه کشاورزی مبادرت ورزند. علاوه بر این، تلاش‌های توسعه‌دهندگان ابزارهای آموزشی و پژوهشی مبتنی بر هوش مصنوعی باید بر بومی‌سازی و ساده‌سازی رابط کاربری و کاهش پیچیدگی فنی استفاده از آن‌ها در رشته‌های کشاورزی متمرکز شود. به این ترتیب، در صورت استفاده مناسب، ابزارهای هوش مصنوعی می‌توانند مکملی برای سایر فناوری‌های آموزشی به منظور ارتقای فرآیند یاددهی و یادگیری، به ویژه در رشته‌های کشاورزی، باشند.

لازم به ذکر است که تشویق استادان به استفاده از این ابزارها در فرآیندهای تدریس و ارزیابی می‌تواند از قابلیت‌های نفوذ اجتماعی برای ترویج استفاده اصولی و تعدیل پذیرش ابزارهای هوش مصنوعی اثرگذار باشد. از سوی دیگر، اساتید بایستی سازگاری قابلیت‌های هوش مصنوعی با نیازها و وظایف پژوهش و یادگیری دانشجویان را به‌صورت مستمر ارزیابی کنند. این نکته نیازمند ارائه برنامه‌های آموزشی تخصصی ضمن خدمت با هدف افزایش سواد رسانه‌ای مبتنی بر هوش مصنوعی برای استادان است.

در راستای تسهیل شرایط استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی، ضمن تأمین زیرساخت‌های فناوری (مانند دسترسی به نرم‌افزارها و پلتفرم‌های هوش مصنوعی) و حمایت فنی از دانشجویان، بایستی واحدها و دوره‌های آموزشی کاربرد هوش مصنوعی در آموزش و پژوهش برای دانشجویان کشاورزی در سرفصل‌ها یا برنامه‌های تکمیلی قرار گیرد. توسعه‌دهندگان ابزارهای مبتنی بر هوش مصنوعی، با تمرکز بر تناسب وظیفه-فناوری، باید ابزارهایی منطبق با نیازهای خاص رشته کشاورزی، مانند تحلیل داده‌های پژوهشی یا شبیه‌سازی‌های آموزشی عملیات کشاورزی مشابه آزمایشگاه و مزرعه، طراحی کنند.

به منظور افزایش تمایل و رفتار استفاده واقعی دانشجویان از فناوری‌های هوش مصنوعی، می‌توان ارتقای تعامل با شرکت‌های دانش‌بنیان فعال در حوزه کشاورزی جهت آشنایی با کارکردها و چالش‌های عملی را به مؤسسه‌های آموزش عالی کشاورزی پیشنهاد داد. از سوی دیگر، برگزاری رویدادهای تعاملی همچون کارگاه‌ها، همایش‌ها یا وبینارها برای تبادل تجربه‌های موفق در آموزش عالی کشاورزی، موجب افزایش استفاده اصولی از این فناوری‌ها خواهد شد. استفاده از این ابزارها به‌صورت آگاهانه و با رعایت اخلاق آموزش و پژوهش، می‌تواند تجارب مؤثری در جهت یادگیری شخصی‌سازی‌شده و افزایش مشارکت فراگیران رقم بزند.

برای درک دقیق‌تر روند نفوذ ابزارهای هوش مصنوعی در نظام آموزش عالی کشاورزی، نیاز است مطالعات آتی با بررسی ابعاد مختلف به پایش و نظارت مستمر این فرآیند اهتمام ورزند.

سپاسگزاری

این مقاله مستخرج از مطالعات طرح پژوهشی با عنوان "توسعه مدل پذیرش فناوری برای قابلیت‌های هوش مصنوعی در آموزش عالی کشاورزی" می‌باشد که به شماره قرارداد ۱۴۰۳/۱۵ با حمایت معاونت پژوهشی دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان انجام شده است.

منابع

ثانی حیدری، ع.، و صفری، ا. (۱۴۰۳). بررسی عوامل مؤثر بر قصد رفتاری و رفتار استفاده از فناوری هوش مصنوعی: مطالعه موردی کشت و صنعت‌های شرکت کشاورزی رضوی. *اقتصاد و توسعه کشاورزی*. دوره ۳۷، شماره ۴، صص ۳۶۲-۳۷۸. https://doi.org/10.22067/jead.2024.88807.1277

غیاثی، ع.، و علم بیگی، ا. (۱۴۰۳). تأثیر مهارت‌های نرم یادگیری و ارتباطی بر مهارت‌های نرم هوش هیجانی در دانشجویان کشاورزی. *پژوهش مدیریت آموزش کشاورزی*، دوره ۱۶، شماره ۶۹، صص ۳-۱۸. https://doi.org/10.22092/jaear.2024.365850.2014

Akhtar, Z. B. (2024). Unveiling the evolution of generative AI (GAI): A comprehensive and investigative analysis toward LLM models (2021–2024) and beyond. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 11(1), 22. https://doi.org/10.1186/s43067-024-00145-1

Al-Dokhny, A., Alismaiel, O., Youssif, S., Nasr, N., Drwish, A., and Samir, A. (2024). Can multimodal large language models enhance performance benefits among higher education students? An investigation based on the task–technology fit theory and the artificial intelligence device use acceptance model. *Sustainability*, 16(23), 10780. https://doi.org/10.3390/su162310780

Alhwaiti, M. (2023). Acceptance of artificial intelligence application in the post-covid ERA and its impact on faculty members' occupational well-being and teaching self efficacy: A path analysis using the UTAUT 2 model. *Applied Artificial Intelligence*, 37(1), 2175110. https://doi.org/10.1080/08839514.2023.2175110

Almusawi, H. A., and Durugbo, C. M. (2024). Linking task-technology fit, innovativeness, and teacher readiness using structural equation modelling. *Education and Information Technologies*, 29, 1489-14928. https://doi.org/10.1007/s10639-023-12440-x

Al-Rahmi, A. M., Shamsuddin, A., Wahab, E., Al-Rahmi, W. M., Alturki, U., Aldraiweesh, A., and Almutairy, S. (2022). Integrating the role of UTAUT and TTF model to evaluate social media use for teaching and learning in higher education. *Frontiers in Public Health*, 10, 905968. https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.905968

Bampasidou, M., Goldgaber, D., Gentimis, T., and Mandalika, A. (2024). Overcoming 'Digital divides': leveraging higher education to develop next generation digital agriculture professionals. *Computers and Electronics in Agriculture*, 224, 109181. https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.109181

Bayaga, A. (2024). Leveraging AI-enhanced and emerging technologies for pedagogical innovations in higher education. *Education and Information Technologies*, 30, 1045–1072. https://doi.org/10.1007/s10639-024-13122-y

Chatterjee, S., and Bhattacharjee, K. K. (2020). Adoption of artificial intelligence in higher education: A quantitative analysis using structural equation modelling. *Education and Information Technologies*, *25*, 3443-3463. https://doi.org/10.1007/s10639-020-10159-7

Chen, X., Hu, Z., and Wang, C. (2024). Empowering education development through AIGC: A systematic literature review. *Education and Information Technologies*, *29*, 17485-17537. https://doi.org/10.1007/s10639-024-12549-7

Chiu, T. K. (2024). Future research recommendations for transforming higher education with generative AI. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, *6*, 100197. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100197

Crompton, H., and Burke, D. (2023). Artificial intelligence in higher education: the state of the field. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 22. https://doi.org/10.1186/s41239-023-00392-8

Dahri, N. A., Yahaya, N., Al-Rahmi, W. M., Aldraiweesh, A., Alturki, U., Almutairy, S., Shutaleva, A., and Soomro, R. B. (2024). Extended TAM based acceptance of AI-Powered ChatGPT for supporting metacognitive self-regulated learning in education: A mixed-methods study. *Heliyon*, 10(8), e29317. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e29317

Du, L., and Lv, B. (2024). Factors influencing students' acceptance and use generative artificial intelligence in elementary education: an expansion of the UTAUT model. *Education and Information Technologies*, 29(1), 24715-24734. https://doi.org/10.1007/s10639-024-12835-4

Duong, C. D., Vu, T. N., and Ngo, T. V. N. (2023). Applying a modified technology acceptance model to explain higher education students' usage of ChatGPT: A serial multiple mediation model with knowledge sharing as a moderator. *The International Journal of Management Education*, 21(3), 100883. https://doi.org/10.1016/j.ijme.2023.100883

Fornell, C., and Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of marketing research*, 18(1), 39-50. https://doi.org/10.1177/002224378101800104

Goodhue, D. L., and Thompson, R. L. (1995). Task-technology fit and individual performance. *MIS quarterly*, 19(2), 213-236. https://doi.org/10.2307/249689

Gupta, R., Nair, K., Mishra, M., Ibrahim, B., and Bhardwaj, S. (2024). Adoption and impacts of generative artificial intelligence: Theoretical underpinnings and research agenda. *International Journal of Information Management Data Insights*, 4(1), 100232. https://doi.org/10.1016/j.jjimei.2024.100232

Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., and Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2-24. https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203

Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., and Sarstedt, M. (2022). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM). 3rd Edition*. UK: Sage.

Henseler, J., Ringle, C. M., and Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115-135. https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8.

Jafari, H., Naghshineh, N., Rodríguez, O. A., Keshavarz, H., and Lund, B. (2024). In ChatGPT we trust? Unveiling the dynamics of reuse intention and trust towards generative AI Chatbots among Iranians. *InfoScience Trends*, 1(3), 56-72. https://doi.org/10.61186/ist.202401.01.17

Kanbach, D. K., Heiduk, L., Blueher, G., Schreiter, M., and Lahmann, A. (2024). The GenAI is out of the bottle: generative artificial intelligence from a business model innovation perspective *Review of Managerial Science*, 18(4), 1189-1220. https://doi.org/10.1007/s11846-023-00696-z

Kock, N. (2015). Common method bias in PLS-SEM: A full collinearity assessment approach. *International Journal of e-Collaboration (ijec)*, 11(4), 1-10. https://doi.org/10.4018/ijec.2015100101

Kock, N., and Hadaya, P. (2018). Minimum sample size estimation in PLS-SEM: The inverse square root and gamma-exponential methods. *Information systems journal*, *28*(1), 227-261. https://doi.org/10.1111/isj.12131

Michel-Villarreal, R., Vilalta-Perdomo, E., Salinas-Navarro, D. E., Thierry-Aguilera, R., and Gerardou, F. S. (2023). Challenges and opportunities of generative AI for higher education as explained by ChatGPT. *Education Sciences*, 13(9), 856. https://doi.org/10.3390/educsci13090856

Or, C. C. P. (2023). Towards an integrated model: Task-Technology fit in unified theory of acceptance and use of technology 2 in education contexts. *Journal of Applied Learning and Teaching*, 6(1), 151-163. https://doi.org/10.37074/jalt.2023.6.1.8

Pallottino, F., Violino, S., Figorilli, S., Pane, C., Aguzzi, J., Colle, G., Nemmi, E., Montaghi, A., Chatzievangelou, D., Antonucci, F., Moscovini, L., Mei, A., Costa, C., and Ortenzi, L. (2025). Applications and perspectives of Generative Artificial Intelligence in agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 230, 109919. https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.109919

Podsakoff, P. M., Podsakoff, N. P., Williams, L. J., Huang, C., and Yang, J. (2024). Common method bias: It's bad, it's complex, it's widespread, and it's not easy to fix. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 11(1), 17-61. https://doi.org/10.1146/annurev-orgpsych-110721-040030

Rana, M. M., Siddiqee, M. S., Sakib, M. N., and Ahamed, M. R. (2024). Assessing AI adoption in developing country academia: A trust and privacy-augmented UTAUT framework. *Heliyon*, 10(18), e37569. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e37569

Rane, J., Kaya, Ö., Mallick, S. K., and Rane, N. L. (2024). *Generative Artificial Intelligence in Agriculture, Education, and Business*London, UK: Deep Science Publishing. https://doi.org/10.70593/978-81-981271-7-4

Ryan, M. (2023). The social and ethical impacts of artificial intelligence in agriculture: Mapping the agricultural AI literature. *AI & SOCIETY*, 38(6), 2473-2485. https://doi.org/10.1007/s00146-021-01377-9

Sharma, S., and Singh, G. (2024). Adoption of artificial intelligence in higher education: an empirical study of the UTAUT model in Indian universities. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 8(2), 1-27. https://doi.org/10.1007/s13198-024-02558-7

Spanaki, K., Sivarajah, U., Fakhimi, M., Despoudi, S., and Irani, Z. (2022). Disruptive technologies in agricultural operations: A systematic review of AI-driven AgriTech research. *Annals of Operations Research*, 308(1), 491-524. https://doi.org/10.1007/s10479-020-03922-z

Strzelecki, A., and ElArabawy, S. (2024). Investigation of the moderation effect of gender and study level on the acceptance and use of generative AI by higher education students: Comparative evidence from Poland and Egypt. *British Journal of Educational Technology*, 55(3), 1209-1230. https://doi.org/10.1111/bjet.13425

Suhail, F., Adel, M., Al-Emran, M., and AlQudah, A. A. (2024). Are students ready for robots in higher education? Examining the adoption of robots by integrating UTAUT2 and TTF using a hybrid SEM-ANN approach. *Technology in Society*, 77, 102524. https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2024.102524

Tian, S., and Yang, W. (2024). Modeling the use behavior of interpreting technology for student interpreters: An extension of UTAUT model. *Education and Information Technologies*, 29(9), 10499-10528. https://doi.org/10.1007/s10639-023-12225-2

Tian, W., Ge, J., Zhao, Y., and Zheng, X. (2024). AI Chatbots in Chinese higher education: Adoption, perception, and influence among graduate students—an integrated analysis utilizing UTAUT and ECM models. Frontiers in Psychology, 15, 1268549. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2024.1268549

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., and Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27, 425-478. https://doi.org/10.2307/30036540

Venkatesh, V., Thong, J. Y., and Xu, X. (2012). Consumer acceptance and use of information technology: Extending the unified theory of acceptance and use of technology. *MIS Quarterly*, 36(1) 157-178. https://doi.org/10.2307/41410412

Venkatesh, V., Thong, J. Y., and Xu, X. (2016). Unified theory of acceptance and use of technology: A synthesis and the road ahead. *Journal of the Association for Information Systems*, 17(5), 328-376. https://doi.org/10.17705/1jais.00428

Wu, B., and Chen, X. (2017). Continuance intention to use MOOCs: Integrating the technology acceptance model (TAM) and task technology fit (TTF) model. *Computers in Human Behavior*, 67, 221-232. https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.10.028