Educational Measurement
https://jem.atu.ac.ir/

ALLAMEH TABATABA'I UNIVERSITY PRESS

17(65), 2026, 159-194 eISSN: 2470-6240; ISSN: 2252-004x

Received September 30, 2025....Received in revised form February 12, 2026
Accepted May 25, 2026 ... ..Published Online September 28, 2026 **Article Type:** Research Article

Validity and Reliability Assessment of the Artificial Intelligence Literacy Questionnaire (AILQ) in an Iranian Sample

Fateme Barani [1], Mina Naderi [2], Zahra Zarei [3]

1. Department of Educational Technology, University of Allameh Tabataba'i, Tehran, Iran. E-mail: Barani.F.4552@gmail.com
2. Department of English, University of Shahrekord, Shahrekord, Iran. E-mail: mina.naderi9018@gmail.com
3. *Corresponding Author*, Department of Educational Management and Planning, University of Shiraz, Shiraz, Iran. E-mail: z.zarei.edu@gmail.com

ABSTRACT

Given the rapid expansion of artificial intelligence technologies and the necessity for precise assessment of related competencies, the development and validation of locally adapted instruments for measuring AI literacy have become particularly important. The purpose of this study was to psychometrically validate the AI Literacy Questionnaire developed by Ng, Wu, et al. (2024) among a sample of Iranian undergraduate students, as one of the first validation studies of this instrument in a non-Western context (Iran). This research was a descriptive-correlational study with a psychometric approach. The questionnaire was localized using the back-translation method and input from specialists in educational technology, computer science, and English language teaching. Its initial reliability was examined in a pilot study on 30 students. Subsequently, the final version of the questionnaire was administered to 151 undergraduate English language teaching (ELT) students at Shahrekord University, who were selected through stratified random sampling. To assess construct validity and reliability, confirmatory factor analysis within the framework of covariance-based structural equation modeling was conducted. The results of the first-order confirmatory factor analysis showed that the factor loadings of the items fell within an acceptable and significant range, and the composite reliability and average variance extracted indices indicated appropriate convergent validity of the constructs. The second-order factor model, which included four dimensions—affective, behavioral, cognitive, and ethical—showed improved fit relative to the first-order model, supporting the multidimensional structure of AI literacy based on the ABCE model in the Iranian sample. Moreover, descriptive analysis of the dimensions revealed that the affective dimension had the highest mean, highlighting the importance of motivational and attitudinal factors in the formation of AI literacy. Overall, the Persian version of the AI Literacy Questionnaire, with 32 items, possessed desirable validity and reliability and can serve as a valid tool for measuring AI literacy among Iranian university students. Future studies are recommended to be conducted in diverse age and cultural groups while controlling for confounding variables.

Keywords: artificial intelligence literacy, questionnaire psychometrics, ABCE model, questionnaire localization

Cite this Article: Barani, F., Naderi, M., & Zarei, Z., (2026). Validity and Reliability Assessment of the Artificial Intelligence Literacy Questionnaire (AILQ) in an Iranian Sample. *Educational Measurement*, *17*(65), 159-194. https://doi.org/10.22054/jem.2026.87102.3637

© **2026** by The author(s) retain the copyright
Publisher: Allameh Tabataba'i University Press
DOI: https://doi.org/10.22054/jem.2026.87102.3637

EXTENDED ABSTRACT

Introduction

Modern society's reliance on AI is transforming daily life, education, and research (Yi, 2021; Barani et al., 2025). In education, AI improves teaching and assessment (Chiu et al., 2022), while in science, it advances discovery (Sourati & Evans, 2023). AI literacy, based on traditional literacy theories, involves understanding, interacting with, and critically evaluating AI systems (Lintner, 2024). Several assessment tools like MAIRS-MS, SNAIL, and AIL measure core aspects such as technical understanding, social impact, and ethics, with some also addressing AI production and evaluation (Karaca et al., 2021; Çelebi et al., 2023). Other scales focus on emotional attitudes toward AI rather than literacy (Sindermann et al., 2021). Recent frameworks view AI literacy as multidimensional, including knowledge, skills, critical thinking, and ethics (Biagini et al., 2024). Given AI's integration in education, accurate assessment is vital for curriculum development, but there's a lack of validated tools for specific populations, such as Iranian undergraduate English language teaching (ELT) students. This study aims to validate the AI Literacy Questionnaire developed by Ng, Wu, et al. (2024) among 151 Shahrekord University students.

Literature Review

Recent AI literacy frameworks include understanding concepts, practical skills, critical evaluation, and ethics (Ng et al., 2021; Laupichler et al., 2023). Theoretical bases involve information, digital, and socio-technical literacy. Pinski and Benlian (2023) see AI literacy as socio-technical competence, knowledge of humans and AI, understanding AI processes, and experiential learning. Bloom's taxonomy distinguishes users (understanding, applying) from creators (designing, evaluating) (Kandlhofer et al., 2016; Ng et al., 2021; Ng, Su, & Chu, 2024).

Several questionnaires measure AI literacy: Wang et al. (2022) for high school students; Carolus et al. (2023) for adults; Laupichler et al. (2023) with 47 items; Chai et al. (2020); Chiu et al. (2021); and Ng, Wu, et al. (2024). The study uses the 32-item AI Literacy Questionnaire developed by Ng, Wu, et al. (2024) (AILQ), validated in Hong Kong, covering affective, behavioral, cognitive, and ethical dimensions (ABCE model). It shows strong psychometric properties.

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

This research aims to validate the AILQ in Iran among university students, focusing on reliability and validity. The research questions are:

1. Does the questionnaire demonstrate acceptable reliability in an Iranian student sample?
2. Is the factor structure of the questionnaire supported in that sample?

Methodology

This study utilized a descriptive-correlational design with a psychometric approach and was conducted in four main stages:

The original English questionnaire was independently translated by two expert translators. Discrepancies were resolved through specialized discussions. The final version was reviewed and approved by four English language faculty members using a back-translation method to ensure conceptual and linguistic equivalence.

The face and content validity of the questionnaire were evaluated by faculty members from educational technology, computer science, and English language departments familiar with artificial intelligence. The content validity ratio (CVR) and content validity index (CVI) for all items exceeded established standards, and necessary revisions were made based on expert feedback before final approval.

Reliability and preliminary psychometric evaluation were conducted with a pilot study involving 30 undergraduate English education students selected through simple random sampling. Cronbach's alpha coefficient was 0.935, indicating excellent internal consistency. Test-retest reliability was confirmed by re-administering the questionnaire after one month, yielding a Pearson correlation of 0.943 for the total scale and above 0.7 for the subscales.

The finalized questionnaire was administered to undergraduate ELT students at Shahrekord University in the 2024–2025 academic year using stratified random sampling. Out of 162 collected questionnaires, 151 valid responses were analyzed after removing incomplete or invalid cases. Participation was voluntary, informed consent was obtained, and confidentiality was maintained. Inclusion criteria were being an undergraduate English education student, providing informed consent, agreeing to use artificial intelligence, and having practical experience with it. Exclusion criteria were unwillingness to continue, incomplete questionnaires, or unreliable responses.

The data collection tool included two sections: demographic information (age, gender, major, type of chatbot used, daily AI usage, etc.) and a 32-item

Homepage://jem.atu.ac.ir/

Artificial Intelligence Literacy self-report questionnaire developed and validated by Ng, Wu, et al. (2024). This instrument, covering four dimensions—affective, behavioral, cognitive, and ethical—was developed based on theoretical reviews, expert judgment, interviews, a pilot study with 363 students, and confirmatory factor analysis, with Cronbach's alpha coefficients ranging from 0.94 to 0.97, indicating high reliability.

Descriptive data analysis was performed using SPSS 22 (mean, standard deviation, and measures of distribution). Data normality was assessed using skewness and kurtosis, with values between -2 and +2 indicating an approximately normal distribution. Construct validity was evaluated using covariance-based structural equation modeling (CB-SEM) and confirmatory factor analysis in AMOS 24 software. To achieve this, first-order and second-order confirmatory analyses were run for dimensions and the overarching construct of the AI literacy questionnaire, respectively.

The model fit was assessed using χ^2/df, CFI, TLI, IFI, NFI, and RMSEA indices. In addition, the standardized factor loadings of the items, composite reliability (CR), and the average variance extracted (AVE) were calculated, indicating adequate reliability and convergent validity of the scale constructs.

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

Results

Among the 151 undergraduate participants, 71.5% were female and 28.5% male. Over 93% were aged between 18 and 25 years. Descriptive statistics (mean, standard deviation, skewness, kurtosis) for the questionnaire's components and subcomponents are shown in Table 1. The affective learning component had the highest mean score, with intrinsic motivation, behavioral commitment, and application/evaluation/creation identified as the most prominent subcomponents. Skewness and kurtosis values were within the acceptable range (-2 to +2), suggesting an approximately normal distribution (see Table 1).

Table 1. Descriptive statistics of components and subcomponents

Variable	Component	Subcomponent	Mean	Std. Deviation	Skewness	Kurtosis
AI Literacy	Affective Learning	Intrinsic Motivation	16.37	3.47	-1.26	1.54
		Self-efficacy	15.37	3.64	-0.84	0.79
		Confidence	7.71	1.81	-0.60	-0.12
		Total	39.47	8.26	-1.03	1.24
	Behavioral Learning	Behavioral Commitment	19.62	4.45	-0.89	0.49
		Cooperation	10.48	2.97	-0.43	-0.26

Variable	Component	Subcomponent	Mean	Std. Deviation	Skewness	Kurtosis
		Total	30.11	6.77	-0.68	0.38
	Cognitive Learning	Knowledge and Understanding	11.08	2.62	-0.51	0.00
		Application, Evaluation, Creation	11.49	2.72	-0.93	1.04
		Total	22.58	5.07	-0.66	0.41
	Ethical Learning	Total	31.97	6.64	-1.09	1.23
	Total		124.08	24.07	-0.99	1.21

To investigate the model fit, confirmatory factor analysis was run in AMOS software. The model fit indices are reported in Table 2.

Table 2. Model fit indices for first-order and second-order confirmatory factor analyses of the AI Literacy Scale

Model	Indices	χ^2/df	RMSEA	CFI	IFI	TLI
First-order	Value	3.38	.122	.81	.81	.79
Second-order	Value	2.29	.09	.89	.89	.88

The χ^2/df ratios were 3.38 for the first-order model and 2.29 for the second-order model, while CFI, TLI, and IFI ranged from .79 to .89. RMSEA decreased from .122 for the first-order model to .09 for the second-order model. The second-order model showed better fit than the first-order model.

Conclusion

In recent years, artificial intelligence (AI) has become a central theme in information systems research, and AI competence is emerging as a key skill for future employment. A related and increasingly vital concept is AI literacy, referring to individuals' ability to interact with, apply, and understand AI technologies. This study aimed to validate and adapt the AI Literacy Questionnaire developed by Ng, Wu, et al. (2024) for an Iranian student sample.

A sample of 151 university students completed the questionnaire, and statistical analyses were conducted to assess its psychometric properties. Reliability was assessed using internal consistency and test–retest methods, while various forms of validity—face, content, construct, and factorial—were evaluated. Expert feedback from faculty members in educational technology,

Homepage://jem.atu.ac.ir/

computer science, and English language education informed the questionnaire's refinement and confirmed its content validity.

The conceptual model of the questionnaire comprises four dimensions of AI-related learning:

1. Affective Learning (e.g., motivation, self-efficacy, emotional engagement)
2. Behavioral Learning (e.g., commitment, collaboration in AI contexts)
3. Cognitive Learning (e.g., knowledge and skills from basic to creative use of AI)
4. Ethical Learning (e.g., awareness of transparency, safety, accountability)

Confirmatory factor analysis supported the four-factor structure, and all components showed significant internal correlations with the overall AI literacy score. The highest mean score was observed in the affective dimension, highlighting the importance of emotional and psychological engagement in AI learning.

The study acknowledges limitations, particularly the lack of control over intervening variables such as prior knowledge, socio-economic status, and personality traits. Future research should explore diverse populations and develop culturally appropriate AI literacy instruments. Widespread public education initiatives—via media, seminars, and academic programs—are recommended to promote understanding of AI literacy across different age groups and societal sectors..

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

Author Contributions

F. Barani was responsible for topic selection, writing the abstract, methods, and findings. M. Naderi was responsible for data collection, writing the draft of the discussion and conclusion, and translation of the abstract. Z. Zarei was responsible for selecting a validated AI literacy questionnaire and writing the draft of the introduction and theoretical background. Validation and supervision of all versions of the entire manuscript were carried out jointly by F. Barani, M. Naderi, and Z. Zarei.

All authors contributed equally to the conceptualization of the article and writing the original and subsequent drafts. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Data Availability Statement

The data supporting the findings of this study are available from the corresponding author upon reasonable request.

Acknowledgements

The authors thank all participants in this study.

Ethical Considerations

The authors confirm that they have adhered to ethical research practices and avoided any form of data fabrication, falsification, plagiarism, or other scientific misconduct.

Funding

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

Conflict of Interest

The authors declare no conflict of interest.

Homepage://jem.atu.ac.ir/

انتشارات دانشگاه علامه طباطبائی

اندازه‌گیری تربیتی
https://jem.atu.ac.ir/

دوره ۱۷، شماره ۶۵، ۱۴۰۵، ۱۵۹-۱۹۴
eISSN: 2470-6240; ISSN: 2252-004x

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۷/۰۸؛ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۱۱/۲۳
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۳/۰۴؛ تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۷/۰۶

رواسازی و اعتباریابی پرسشنامه‌ی سواد هوش مصنوعی (AILQ) در نمونه ایرانی

فاطمه بارانی [۱]، مینا نادری [۲]، زهرا زارعی [۳]✉

۱. گروه آموزشی تکنولوژی آموزشی، دانشگاه علامه طباطبایی، تهران، ایران. رایانامه: Barani.F.4552@gmail.com
۲. گروه آموزشی زبان انگلیسی، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد، ایران. رایانامه: mina.naderi9018@gmail.com
۳. *نویسنده مسئول*، گروه آموزشی مدیریت و برنامه‌ریزی آموزشی، دانشگاه شیراز، تهران، ایران. رایانامه: z.zarei.edu@gmail.com

چکیده

با توجه به گسترش سریع فناوری‌های هوش مصنوعی و ضرورت ارزیابی دقیق توانمندی‌های مرتبط با آن، توسعه و اعتبارسنجی ابزارهای بومی برای سنجش سواد هوش مصنوعی اهمیت ویژه‌ای یافته است. هدف این پژوهش، روان‌سنجی و اعتباریابی پرسشنامه سواد هوش مصنوعی Ng و همکاران (۲۰۲۴) در نمونه‌ای از دانشجویان کارشناسی ایرانی بود که به‌عنوان یکی از نخستین مطالعات اعتبارسنجی این ابزار در بافت غیرغربی (ایران) انجام شد. این پژوهش از نوع توصیفی–همبستگی با رویکرد روان‌سنجی بود. پرسشنامه با روش ترجمه رفت‌وبرگشتی و نظر متخصصان بومی سازی گردید و پایایی اولیه آن در مطالعه پایلوت بر روی ۳۰ دانشجو بررسی شد. سپس نسخه نهایی پرسشنامه در میان ۱۵۱ دانشجوی کارشناسی آموزش زبان دانشگاه شهرکرد که به روش نمونه‌گیری طبقه‌ای تصادفی انتخاب شده بودند، اجرا گردید. برای بررسی روایی سازه و پایایی ابزار، تحلیل عاملی تأییدی در چارچوب مدل‌یابی معادلات ساختاری مبتنی بر کوواریانس انجام شد. نتایج نشان داد که بارهای عاملی گویه‌ها در دامنه قابل‌قبول و معنادار قرار دارند و شاخص‌های پایایی ترکیبی و میانگین واریانس استخراج‌شده بیانگر روایی همگرای مناسب سازه‌ها بود. مدل عاملی مرتبه دوم شامل چهار بعد عاطفی، رفتاری، شناختی و اخلاقی نیز برازش قابل قبولی داشت و ساختار چندبعدی سواد هوش مصنوعی در قالب مدل ABCE در نمونه ایرانی مورد تأیید قرار گرفت. همچنین بعد عاطفی دارای بالاترین میانگین بود که اهمیت عوامل انگیزشی و نگرشی را برجسته می‌کرد. درمجموع، نسخه فارسی پرسشنامه سواد هوش مصنوعی با ۳۲ گویه از روایی و پایایی مطلوب برخوردار بود و می‌تواند به‌عنوان ابزاری معتبر برای سنجش سواد هوش مصنوعی در میان دانشجویان ایرانی مورداستفاده قرار گیرد. پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آینده در گروه‌های سنی و فرهنگی متنوع و با کنترل متغیرهای مداخله‌گر انجام شود.

کلیدواژه‌ها: سواد هوش مصنوعی، روان‌سنجی پرسشنامه، مدل ABCE، بومی‌سازی پرسشنامه

استناد به این مقاله: بارانی، فاطمه، نادری، مینا، و زارعی، زهرا. (۱۴۰۵). روا سازی و اعتباریابی پر سشنامه‌ی سواد هوش مصنوعی (AILQ) در نمونه ایرانی. *اندازه‌گیری تربیتی*، *۱۷*(۶۵)، ۱۵۹-۱۹۴.
https://doi.org/10.22054/jem.2026.87102.3637

© ۲۰۲۶ نویسنده(گان)

ناشر: دانشگاه علامه طباطبائی

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

مقدمه

فناوری بخشی گسترده و جدایی‌ناپذیر از جهان امروز ماست. بسیاری از شغل‌هایی که در گذشته بدون بهره‌گیری از فناوری انجام می‌شدند، امروزه به‌طور گسترده‌ای به آن وابسته شده‌اند (Sheykholreslami et al., 2025). هوش مصنوعی به‌عنوان یکی از فناوری‌های تحول‌آفرین، به‌سرعت در حال نفوذ به تمامی جنبه‌های زندگی فردی و اجتماعی است و تأثیرات گسترده‌ای بر روش‌های زندگی، یادگیری و کار در جامعه‌ی دیجیتال ما گذاشته است (Yi, 2021 Ng et al., 2024; Barani et al., 2025;). این فناوری نه‌تنها باعث تغییر در فرآیندهای آموزشی شده، بلکه امکان ارائه‌ی روش‌های آموزشی مؤثرتر و ارزیابی دقیق‌تر دانش‌آموزان را نیز فراهم کرده است (Chiu et al., 2022). در حوزه‌ی علمی، هوش مصنوعی با کمک به تولید فرضیه‌های نوآورانه و فراتر رفتن از محدودیت‌های خلاقیت انسانی، نقش مهمی در تسریع کشف‌های علمی ایفا می‌کند (Sourati & Evans, 2023; Wang et al., 2023).

مفهوم سواد هوش مصنوعی به‌عنوان توانایی درک، تعامل و ارزیابی انتقادی سیستم‌های هوش مصنوعی و نتایج آن‌ها تعریف می‌شود و بر پایه‌ی نظریه‌های سنتی سوادآموزی شکل گرفته است (Lintner, 2024; Yi, 2021). این نوع سواد فراتر از آگاهی عمومی درباره‌ی فناوری، شامل درک فنی، تأثیرات اجتماعی و ملاحظات اخلاقی مرتبط با هوش مصنوعی است (Lintner, 2024). برخی پژوهشگران، مانند Ng و همکاران (2021)، علاوه بر این ابعاد، تولید و ارزیابی هوش مصنوعی را نیز از اجزای کلیدی سواد هوش مصنوعی می‌دانند. همچنین Yi (2021) سواد هوش مصنوعی را شامل سواد عملکردی، اجتماعی و فناوری می‌داند و بر اهمیت کسب سواد اجتماعی پس از سواد عملکردی تأکید می‌کند.

با وجود اهمیت روزافزون سواد هوش مصنوعی، برنامه‌ریزی برای آموزش مؤثر آن مستلزم ارزیابی دقیق سطح سواد افراد است. در این راستا، طراحی برنامه‌های درسی باید مبتنی بر دانش و مهارت‌های واقعی افراد هدف باشد تا موفقیت آموزش تضمین شود. (Dai et al., 2020; Lin et al., 2021). این امر به‌ویژه در بافت‌های آموزشی متناسب با ویژگی‌های فرهنگی و آموزشی منحصربه‌فرد، اهمیت دوچندان می‌یابد. در ایران، با وجود برگزاری کارگاه‌های متعدد برای ارتقای

آگاهی دانشجویان از مفاهیم هوش مصنوعی، شکاف واضحی در زمینه وجود ابزارهای روا و پایا برای سنجش دقیق این سازه در بین جامعه‌ی دانشجویی احساس می‌شود. فقدان داده‌های دقیق و آماری درباره‌ی میزان دانش و مهارت استفاده از فناوری‌های هوش مصنوعی امکان نیازسنجی و تدوین برنامه‌های آموزشی هدفمند را با چالش مواجه کرده است؛ بنابراین پر کردن این خلأ پژوهشی با بومی‌سازی و اعتبارسنجی یک ابزار معتبر بین‌المللی ضرورتی انکارناپذیر است.

در سال‌های اخیر، ابزارهای متعددی برای سنجش سواد هوش مصنوعی توسعه یافته‌اند که ازجمله قدیمی‌ترین آن‌ها می‌توان به مقیاس MAIRS-MS (Karaca, 2021) اشاره کرد. همچنین مقیاس‌های SNAIL (Laupichler et al., 2023) و AIL (Wang et al., 2022) به‌عنوان ابزارهایی معتبر شناخته شده‌اند که توسط پژوهشگران متعددی اعتبارسنجی شده‌اند (Çelebi et al., 2023; Laupichler et al., 2023). این مقیاس‌ها عمدتاً بر سه بعد اصلی سواد هوش مصنوعی یعنی درک فنی، تأثیرات اجتماعی و اخلاقیات تمرکز دارند و تلاش می‌کنند درک فنی را از آگاهی عمومی متمایز سازند (Lintner, 2024). در مقابل، برخی پرسشنامه‌ها مانند «مقیاس نگرش نسبت به هوش مصنوعی» (Sindermann et al., 2021)، «مقیاس نگرش‌های عمومی نسبت به هوش مصنوعی» (Schepman & Rodway, 2020) و «مقیاس اضطراب هوش مصنوعی» (Wang & Wang, 2022) بیشتر بر جنبه‌های احساسی و نگرشی تمرکز دارند و پیچیدگی‌های سواد هوش مصنوعی را به‌طور کامل پوشش نمی‌دهند (Biagini et al., 2024).

Biagini و همکاران (2024) چارچوبی چندبعدی برای سواد هوش مصنوعی ارائه داده‌اند که بر اساس مفهوم سواد دیجیتال در مطالعه Calvani و همکاران (2008) شکل گرفته است و توسط Cuomo و همکاران (2022) توسعه یافته است. این چارچوب چهار بعد کلیدی دانش، عملکرد، تفکر انتقادی و اخلاق را در هسته‌ی درک هوش مصنوعی قرار می‌دهد و طیف کاملی از مهارت‌های مرتبط با سواد هوش مصنوعی را پوشش می‌دهد. در این میان، پرسشنامه جامع Ng و همکاران (2024) که بر پایه‌ی چارچوب چندبعدی Biagini و همکاران (2024) طراحی شده است، به‌عنوان یک ابزار همه‌جانبه شناخته می‌شود. تفاوت این دو پرسشنامه در این است که در یکی سواد هوش مصنوعی به‌عنوان یک قابلیت فرهنگی-اجتماعی چندبعدی، فراتر از جنبه‌های فنی و در دیگری به‌عنوان یک مجموعه مهارت عملی نگاه شده است که به افراد امکان استفاده مؤثر و مسئولانه را

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

می‌دهد. بااین‌حال، اعتباریابی این ابزار در محیط‌های آموزشی غیربومی، به‌ویژه در بین دانشجویان ایرانی آزموده نشده است؛ بنابراین، مطالعه‌ی حاضر با هدف اعتبارسنجی و بررسی ساختار عاملی پرسشنامه سواد هوش مصنوعی Ng و همکاران (۲۰۲۴) در بین جامعه‌ی دانشجویی ایرانی مقطع کارشناسی در دانشگاه شهرکرد انجام می‌پذیرد. اگرچه جامعه‌ی موردمطالعه به یک دانشگاه محدود است، اما انتخاب آن به دلیل ویژگی‌های منحصربه‌فرد دارای توجیه علمی است. دانشجویان، به‌ویژه در محیط‌های دانشگاهی از اولین گروه‌هایی هستند که در معرض فناوری‌های نوین قرا می‌گیرند و با ابزارهای هوش مصنوعی در فرآیند یادگیری، پژوهش، و انجام تکالیف تعامل می‌کنند. از عوامل دیگر که مزید علت شد، وجود واحدهای درسی ازجمله ترجمه و فناوری و حوزه‌های نوین ترجمه در برنامه آموزشی بود که می‌تواند زمینه مناسبی برای اولین مطالعه اعتباریابی این ابزار در ایران فراهم کند تا سطح سواد دانشجویان در استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی را ارزیابی کند.

پیشینه پژوهش

چارچوب‌های اخیر سواد هوش مصنوعی شامل حوزه‌های فهم و درک مفهوم هوش مصنوعی، استفاده‌ی کاربردی از ابزارهای هوش مصنوعی، ارزیابی انتقادی سیستم‌های هوش مصنوعی، و رعایت اصول اخلاقی در استفاده از هوش مصنوعی است (Ng et al., 2021; Laupichler et al., 2023). زیربنای تئوری‌های سواد هوش مصنوعی از سواد اطلاعات، سواد دیجیتال، و تئوری‌های اجتماعی-فنی تشکیل شده است. برای مثال Pinski and Benlian (2023) سواد هوش مصنوعی را شایستگی اجتماعی-فنی، دانش انسان و هوش مصنوعی، روندهای زیربنای سیستم‌های هوش مصنوعی و تجربه‌های کاربردی بین تعاملات انسان و هوش مصنوعی می‌داند. طبقه‌بندی بلوم نیز برای تمایز دادن کاربر سواد هوش مصنوعی (درک و استفاده از دانش هوش مصنوعی) از خالق سواد هوش مصنوعی (بررسی، ارزیابی و ساخت سیستم‌های انسانی-هوش مصنوعی) مورداستفاده قرار گرفته است (Kandlhofer et al., 2016; Ng et al., 2021; Ng et al., 2023a).

پرسشنامه‌های بسیاری برای اندازه‌گیری سواد هوش مصنوعی افراد طراحی و اعتباریابی شده‌اند. ازجمله این پرسشنامه‌ها می‌توان به مطالعه‌ی Wang و همکاران (2022) اشاره کرد که دارای ۱۲ گویه است. این پرسشنامه در چهار حوزه‌ی آگاهی، استفاده، ارزیابی و اصول اخلاقی سواد هوش

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

مصنوعی دانش‌آموزان دبیرستانی را می‌سنجد. پرسشنامه‌ی Carolus و همکاران (2023) با ۱۲ گویه، آمادگی هوش مصنوعی افراد بزرگ‌سال را به‌صورت خودارزیابی در چهار حوزه‌ی استفاده و کارکرد هوش مصنوعی، درک، شناسایی و اصول اخلاقی گزارش می‌کند. این پرسشنامه بر اساس حوزه‌های شناختی که توسط Ng و همکاران (2021) پیشنهاد شد طراحی شده است. پرسشنامه Laupichler و همکاران (2024) دارای ۴۷ گویه است که به روش دلفی اعتباریابی شد تا درک و فهم افراد را در هوش مصنوعی بسنجد.

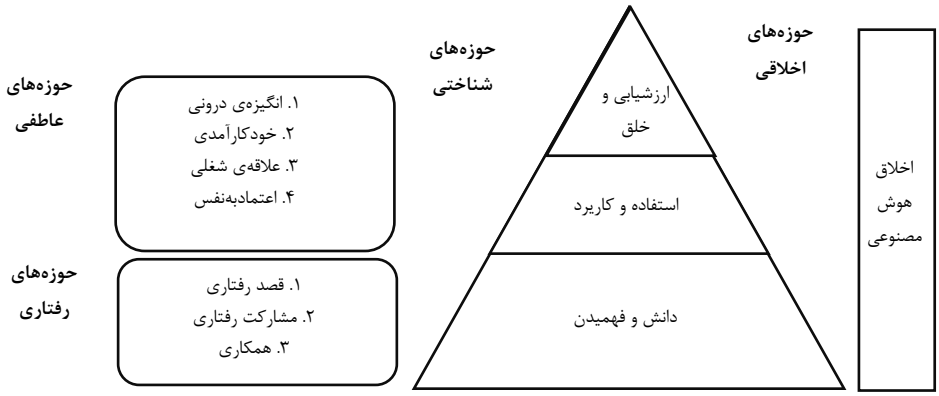
Chai و همکاران (2020) پرسشنامه‌ای با ۳۷ گویه برای ارزیابی یادگیری دانش‌آموزان در حوزه‌ی هوش مصنوعی اعتباریابی کردند. Chiu و همکاران (2021) همین پرسشنامه را با پنج مقیاس دانش دریافتی، آمادگی، اعتقاد، یادگیری و انگیزه‌ی درونی بر روی ۳۳۵ دانش‌آموز اعتباریابی کردند. در بین پرسشنامه‌های ذکرشده تنها پرسشنامه‌ی Chai و همکاران (2020) مفهوم سواد هوش مصنوعی را برای طراحی پرسشنامه به کار برد که بر دانش تکنولوژی و کسب مهارت تأکید داشت. پرسشنامه‌ی خودارزیابی دیگری با ۶ گویه برای ارزیابی دیدگاه شخصی افراد در سواد هوش مصنوعی طراحی شد. در مقایسه با پرسشنامه‌ی Ng و همکاران (2024) که جامع و چندین بعد را می‌سنجد، این پرسشنامه تمایلات افراد برای استفاده از تکنولوژی هوش مصنوعی را ارزیابی می‌کند (Grassini, 2024).

پرسشنامه‌ای که در این مقاله برای اعتباریابی در ایران انتخاب شد توسط Ng و همکاران (2024) طراحی شده است. آن‌ها سواد هوش مصنوعی را در چهار بعد دسته‌بندی کردند: (۱) بعد عاطفی (شامل انگیزه‌ی درونی و خودکارآمدی/ اعتمادبه‌نفس) (۲) بعد رفتاری (شامل تعهد رفتاری و همکاری)، (۳) بعد شناختی (شامل درک کردن، اعمال، ارزیابی و ایجاد) و (۴) بعد اخلاقی. آن‌ها برای ایجاد یک مدل ABCE (شکل ۱) در مطالعه‌ی خود از چارچوب ABC که توسط van Harreveld et al. (2015) پیشنهاد شده بود، استفاده کردند. با اضافه کردن بعدی برای سنجش رشد اخلاقی دانش‌آموزان، مدل ABCE چارچوبی جامع برای بررسی مجموعه مهارت‌های گسترده‌تر سواد هوش مصنوعی دانش‌آموزان ارائه می‌کند و بر نیاز دانش‌آموزان به تفکر انتقادی درباره‌ی نگرانی‌های اخلاقی پشت هوش مصنوعی تأکید می‌کند. این پرسشنامه ۳۲ سؤال خودگزارشی در مورد سواد هوش مصنوعی (AILQ) دارد و در هنگ‌کنگ در میان ۳۶۳

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

دانش‌آموز دبیرستانی اعتبارسنجی شد تا سواد دانش‌آموزان در چهار بعد را اندازه‌گیری کند. طراحی و اعتبار AILQ از طریق مرور نظری، قضاوت متخصصان، مصاحبه، مطالعه‌ی آزمایشی و تحلیل عاملی تأییدی مرتبه‌ی اول و دوم موردبررسی قرار گرفت. نتایج پایایی و روایی خوبی را نشان داد. این پرسشنامه به‌عنوان یک مقیاس اندازه‌گیری قابل‌اعتماد برای ارزیابی اینکه چگونه افراد سواد هوش مصنوعی خود را تقویت می‌کنند و طراحی آموزشی بهتری را بر اساس چارچوب یادگیری عاطفی، رفتاری، شناختی و اخلاقی (ABCE) پیشنهادی توصیه می‌کند.

شکل ۱. مدل ABCE(Ng et al., 2024)



انتخاب این پرسشنامه جهت اعتباریابی در ایران به دلایل جامعیت، بر اساس نظریه‌ی قوی، و از روان‌سنجی خوبی برخوردار است. این پرسشنامه بر پایه‌ی چارچوب چندبعدی Biaginiو همکاران (2024) که در نمونه‌ی دانشگاهی آزموده شده است و برای ارزیابی سواد هوش مصنوعی در نمونه‌ی دانش‌آموزان دبیرستانی در چند بعد (عاطفی، رفتاری، شناختی و اخلاقی) نیز پرداخته است. ماهیت چندبعدی و سطح‌بندی شده‌ی سؤالات این امکان را فراهم می‌کند تا طیف کاملی از سواد، از مبتدی تا پیشرفته در هر جامعه‌ای اندازه‌گیری شود. از دیدگاه نظری، چارچوب ABCE شناخته‌شده در روان‌شناسی تربیتی و مطالعات سواد دیجیتال است. این چارچوب را می‌توان برای درک نحوه‌ی تعامل افراد در سنین مختلف با فناوری‌های جدید به کار برد (Biagini et al., 2024). همچنین پایایی و روایی این پرسشنامه با استفاده از تحلیل عاملی تأییدی و آزمون‌های پایایی مورد تأیید است. پژوهش حاضر نخستین تلاش برای آزمون ساختار چهاربعدی ABCE در جمعیت

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

غیرغربی (ایران) است. از منظر رواسازی، انتقال یک ابزار اندازه‌گیری به یک بافت فرهنگی-آموزشی جدید، مستلزم بررسی دو ویژگی کلیدی روایی سازه و پایداری عاملی است. روایی سازه به این می‌پردازد که آیا ابزار در جامعه‌ی ایرانی همان سازه نظری (سواد هوش مصنوعی با ساختار چهاربعدی) را می‌سنجد که برای آن طراحی شده است. ازنظر پایداری عاملی آیا ساختار عاملی شناسایی‌شده در نمونه اصلی (دانش‌آموزان هنگ‌کنگی) در نمونه ایرانی نیز تکرار می‌شود. عدم توجه به این اصول منجر به استفاده از ابزاری با روایی فرهنگی پایین می‌شود که پیامد تولید داده‌های نادرست را به همراه دارد که متعاقباً هرگونه برنامه‌ریزی آموزشی را با شکست مواجه می‌کند. این مطالعه پرسشنامه‌ی Ng و همکاران (2024) را برای ارزیابی پایایی و روایی جهت سنجش سواد هوش مصنوعی جامعه‌ی دانشجویی ایرانی در دانشگاه شهرکرد موردبررسی قرار می‌دهد؛ بنابراین سؤالات پژوهش حاضر به‌منظور ارزیابی پایایی و روایی این پرسشنامه در جامعه دانشجویی ایرانی بدین ترتیب است:

۱. آیا این پرسشنامه از پایایی خوبی در جامعه‌ی دانشجویی ایرانی برخوردار است؟
۲. آیا ساختار عاملی این پرسشنامه در جامعه‌ی دانشجویی ایرانی تأیید می‌شود؟

روش

یکی این پژوهش ازنظر هدف و روش، در دسته‌ی تحقیقات توصیفی-همبستگی با رویکرد روان‌سنجی قرار دارد. هدف اصلی پژوهش، روان‌سنجی و اعتبارسنجی پرسشنامه‌ی سواد هوش مصنوعی است. این پرسشنامه با استفاده از روش‌های کمی و تحلیل‌های آماری، به‌صورت جامع و چندمرحله‌ای طراحی و اجرا شد تا از اعتبار و قابلیت اطمینان ابزار اندازه‌گیری اطمینان حاصل گردد.

مرحله‌ی اول، ترجمه‌ی پرسشنامه: پرسشنامه‌ی اصلی که به زبان انگلیسی تدوین شده بود، توسط دو مترجم متخصص به‌صورت مستقل ترجمه شد. اختلافات موجود در ترجمه‌ها از طریق برگزاری جلسات گروهی و بحث‌های تخصصی رفع شد تا نسخه‌ای دقیق و منطبق با مفاهیم اصلی فراهم شود. سپس ترجمه‌ی نهایی برای چهار عضو هیئت‌علمی رشته‌ی آموزش زبان انگلیسی ارسال شد و با استفاده از روش ترجمه رفت و برگشتی بازبینی و تأیید گردید. این روش به‌منظور تضمین تطابق

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

مفهومی و زبانی نسخه‌ی فارسی با نسخه‌ی اصلی پرسشنامه انجام شد و ازلحاظ علمی اعتبار ترجمه را تقویت کرد.

مرحله‌ی دوم، ارزیابی روایی صوری و محتوایی: پس از تأیید ترجمه، روایی صوری و محتوایی پرسشنامه به‌صورت سیستماتیک ارزیابی شد. پرسشنامه برای سه عضو هیئت‌علمی رشته‌ی تکنولوژی آموزشی، دو عضو هیئت‌علمی رشته‌ی کامپیوتر و چهار عضو هیئت‌علمی رشته‌ی آموزش زبان انگلیسی آشنا با هوش مصنوعی ارسال گردید و از ایشان خواسته شد تا در قالب فرم الکترونیکی، روایی صوری و شاخص‌های روایی محتوا و نسبت روایی محتوا را ارزیابی کنند. این ارزیابی‌ها به‌منظور تضمین جامعیت، مرتبط بودن و وضوح آیتم‌ها صورت گرفت. بازخوردهای تخصصی دریافت شده منجر به اصلاحات لازم در ساختار و محتوای پرسشنامه شد. این فرآیند به‌صورت رفت و برگشتی انجام شد؛ پس از ارسال نظرات، اصلاحات توسط پژوهشگران اجرا و مجدداً به اساتید ارسال می‌شد تا تأیید نهایی آنان گرفته شود. معیارهای انتخاب اعضای هیئت‌علمی، آشنایی با هوش مصنوعی و رضایت به شرکت در پژوهش بود. پس از جمع‌آوری اطلاعات و محاسبه‌ی روایی، مقدار نسبت روایی محتوا برای تمامی گویه‌ها بالاتر از مقدار معیار ۰/۷۸ و شاخص روایی محتوا برای تمامی گویه‌ها بالاتر از مقدار معیار ۰/۷۹ به دست آمد که نشان‌دهنده‌ی تأیید روایی محتوایی تمامی گویه‌ها بود.

در مرحله سوم، پایایی و پایش اولیه‌ی روان‌سنجی: پایش اولیه روان‌سنجی ابزار با اجرای مطالعه پایلوت روی نمونه‌ای شامل ۳۰ دانشجوی کارشناسی رشته‌ی آموزش زبان دانشگاه شهرکرد به‌صورت نمونه‌گیری تصادفی ساده انجام شد. این حجم نمونه مطابق با مطالعات علمی Hertzog (2008)، برای ارزیابی اولیه‌ی پایایی (آلفای کرونباخ) و روایی محتوا مناسب است. پس از جمع‌آوری داده‌ها، ضریب آلفای کرونباخ به‌عنوان شاخص همسانی درونی با نرم‌افزار spss 22 محاسبه شد که مقدار ۰/۹۳۵ برای کل پرسشنامه به دست آمد که از مقدار قابل‌قبول ۰/۷ بالاتر است؛ بنابراین، همسانی درونی پرسشنامه در مرحله‌ی پایلوت تأیید شد.

علاوه بر این، برای ارزیابی پایایی بازآزمایی، پرسشنامه سواد هوش مصنوعی پس از گذشت یک ماه مجدداً روی همان نمونه اجرا شد و ضریب همبستگی پیرسون بین دو مرحله محاسبه گردید که نشان‌دهنده‌ی ثبات پاسخ‌ها در طول زمان بود. داده‌ها با نرم‌افزار SPSS نسخه ۲۲ تحلیل شدند و

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

آزمون ضریب همبستگی پیرسون به دلیل قابلیت سنجش شدت و جهت رابطه‌ی خطی و تعیین معناداری آماری انتخاب گردید. ضریب همبستگی پیرسون سواد هوش مصنوعی در دو مرحله اجرا (r=۰/۹۴۳) و همچنین زیر مقیاس‌های آن (یادگیری عاطفی r=۰/۸۵۰؛ یادگیری رفتاری r=۰/۹۵۵؛ یادگیری شناختی r=۰/۹۶۹ و یادگیری اخلاقی r=۰/۹۶۸) بالاتر از مقدار ۰/۷ بود. درنتیجه پرسشنامه مذکور ازلحاظ پایایی بیرونی به روش باز آزمون مورد تأیید قرار گرفت.

مرحله چهارم، اجرای پرسشنامه در جامعه‌ی آماری اصلی: پرسشنامه‌ی نهایی شده در مراحل قبلی، روی جامعه‌ی آماری کلیه‌ی دانشجویان کارشناسی رشته‌ی آموزش زبان دانشگاه شهرکرد در سال تحصیلی ۱۴۰۴-۱۴۰۳، شامل ۱۵۱ دانشجو اجرا شد. برای انتخاب نمونه‌ها، از روش نمونه‌گیری طبقه‌ای تصادفی استفاده شد تا نمایندگی متناسب تمامی طبقات تضمین شود. ابتدا لیست کلیه‌ی دانشجویان کارشناسی رشته‌ی آموزش زبان دانشگاه شهرکرد در سال تحصیلی ۱۴۰۴-۱۴۰۳ از دفتر آموزش دانشکده دریافت شد. این لیست بر اساس کلاس‌های مختلف (ورودی‌های مختلف) طبقه‌بندی گردید. سپس به نسبت حجم هر کلاس، تعدادی دانشجو به‌صورت تصادفی ساده انتخاب گردیدند. با توجه به احتمال ریزش نمونه، تعداد ۱۶۲ پرسشنامه‌ی جمع‌آوری شد. این روش به‌منظور اطمینان از نمایندگی متناسب تمامی طبقات و جلوگیری از سوگیری نمونه‌گیری انتخاب شد. پس از توضیح اهداف پژوهش و کسب رضایت آگاهانه شرکت‌کنندگان، لینک شرکت در پژوهش به‌صورت الکترونیکی به دانشجویان انتخاب شده ارسال شد. به شرکت‌کنندگان اطمینان داده شد که اطلاعات آن‌ها محرمانه باقی خواهد ماند و نتایج پژوهش به‌صورت کلی و بدون ذکر نام افراد منتشر خواهد شد. معیارهای ورود به مطالعه شامل، دانشجوی کارشناسی رشته‌ی آموزش زبان دانشگاه شهرکرد در سال تحصیلی ۱۴۰۴-۱۴۰۳ بودن، رضایت آگاهانه برای شرکت در پژوهش، موافقت با استفاده از هوش مصنوعی و داشتن تجربه‌ی عملی استفاده از آن بود. معیارهای خروج از مطالعه شامل، عدم تمایل به ادامه‌ی شرکت در پژوهش، عدم تکمیل کامل پرسشنامه‌ها و شناسایی پاسخ‌های غیرصادقانه بود. درنهایت، از ۱۶۲ پرسشنامه‌ی جمع‌آوری‌شده، ۸ مورد به دلیل عدم استفاده از هوش مصنوعی و ۳ مورد به دلیل شناسایی پاسخ‌های غیرصادقانه حذف شدند و ۱۵۱ پرسشنامه‌ی معتبر وارد مرحله تجزیه‌وتحلیل گردیدند. تمامی شرکت‌کنندگان به‌صورت داوطلبانه و پس از کسب

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

رضایت آگاهانه در پژوهش شرکت کردند. اطلاعات شخصی آنان محرمانه نگه داشته شد و نتایج به‌صورت کلی و ناشناس گزارش گردید.

ابزار مورداستفاده شامل دو بخش بود:

•**بخش اول:** اطلاعات دموگرافیک شامل سن، جنس، رشته، نوع چت‌بات مورداستفاده، تعداد ساعات استفاده از هوش مصنوعی در طول روز و استفاده یا عدم استفاده از هوش مصنوعی

•**بخش دوم:** پرسشنامه ۳۲ سؤالی خوداظهاری سواد هوش مصنوعی که توسط Ng و همکاران (2024) طراحی و اعتبارسنجی شده است. این پرسشنامه به‌عنوان ابزاری معتبر و قابل‌اعتماد برای ارزیابی سواد هوش مصنوعی دانش‌آموزان توصیه شده است. همچنین، برای بهبود طراحی آموزشی مبتنی بر چارچوب یادگیری عاطفی، رفتاری، شناختی و اخلاقی (ABCE) کاربرد دارد. چهار بعد اصلی سواد هوش مصنوعی در این پرسشنامه شامل بعد عاطفی (شامل انگیزش درونی: سؤال‌های ۱ تا ۴؛ خودکارآمدی: سؤال‌های ۱ تا ۸؛ اعتمادبه‌نفس: سؤال‌های ۹ تا ۱۰)، بعد رفتاری (شامل تعهد رفتاری: سؤال‌های ۱۱ تا ۱۵ و همکاری: سؤال‌های ۱۶ تا ۱۸)، بعد شناختی (شامل دانستن، فهمیدن: سؤال‌های ۱۹ تا ۲۱؛ کاربرد، ارزیابی و خلق: سؤال‌های ۲۲ تا ۲۴) و بعد اخلاقی (شامل سؤال‌های ۲۵ تا ۳۲) در یک مقیاس لیکرت پنج‌درجه‌ای (۱=کاملاً مخالفم، ۲=مخالفم، ۳= نظری ندارم، ۴=موافقم، ۵= کاملاً موافقم) ساخته شده است. مجموع نمرات گویه‌های مربوط به هر بُعد محاسبه می‌شود. از جمع نمرات تمامی ابعاد (عاطفی + رفتاری + شناختی + اخلاقی)، نمره‌ی کلی سواد هوش مصنوعی به دست می‌آید. حداکثر نمره ۱۶۰ است نمره‌ی بالاتر نشان‌دهنده‌ی سواد هوش مصنوعی بیشتر است. سؤالات مربوط به هر زیر مؤلفه طراحی و اعتبارسنجی این پرسشنامه با مرور نظریه‌ها، داوری کارشناسان، مصاحبه، مطالعه پیش‌آزمایشی با ۳۶۳ دانش‌آموز و تحلیل عاملی تأییدی مرتبه اول و دوم انجام شده است. نتایج نشان‌دهنده‌ی ساختار چهار عاملی و پایایی و روایی خوب پرسشنامه با ضریب آلفای کرونباخ بین ۰/۹۷ تا ۰/۹۴ بوده است.

برای تجزیه‌وتحلیل داده‌ها ترکیبی از نرم‌افزارهای SPSS نسخه ۲۲ و AMOS نسخه ۲۴ استفاده شد. در مرحله نخست، آمارهای توصیفی شامل فراوانی، میانگین، انحراف معیار و بررسی توزیع داده‌ها محاسبه شد. نرمال بودن داده‌ها از طریق شاخص‌های چولگی و کشیدگی موردبررسی قرار گرفت و مقادیر به‌دست‌آمده در دامنه قابل‌قبول (بین ۲+ تا ۲–) قرار داشت که نشان‌دهنده توزیع

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

نسبتاً نرمال داده‌ها بود. با توجه به هدف پژوهش مبنی بر اعتبارسنجی ساختار پرسشنامه، از مدل‌سازی معادلات ساختاری مبتنی بر کوواریانس (CB-SEM) و تحلیل عاملی تأییدی (Confirmatory Factor Analysis) در نرم‌افزار AMOS استفاده شد. در گام نخست، مدل اندازه‌گیری مرتبه اول شامل ابعاد انگیزه‌ی درونی، خودکارآمدی، تعهد رفتاری، همکاری، دانش و فهم، کاربرد/ارزشیابی/خلق و یادگیری اخلاقی مورد آزمون قرار گرفت. سپس به‌منظور بررسی ساختار سلسله‌مراتبی سازه، مدل عاملی مرتبه دوم برای سازه کلان سواد هوش مصنوعی برآورد شد.

بر اساس توصیه‌های Kline(۲۰۱۶)، برازش مدل با استفاده از مجموعه‌ای از شاخص‌های برازش مطلق، تطبیقی و مقتصد شامل نسبت کای‌دو به درجه آزادی (χ^2/df)، شاخص برازش تطبیقی (CFI)، شاخص تاکر–لویس (TLI)، شاخص برازش فزاینده (IFI)، شاخص برازش هنجارشده (NFI) و ریشه میانگین مجذورات خطای تقریب (RMSEA) ارزیابی شد. مقادیر χ^2/df کمتر از ۳، مقادیر CFI، TLI و IFI نزدیک یا بزرگ‌تر از ۰/۹۰ و مقدار RMSEA کمتر از ۰/۰۸ تا ۰/۱۰ به‌عنوان برازش قابل‌قبول در نظر گرفته شد.

برای بررسی روایی همگرا، بارهای عاملی استاندارد هر گویه بر سازه مربوطه محاسبه شد. بارهای عاملی بزرگ‌تر از ۰/۵ نشان‌دهنده کفایت شاخص‌ها در اندازه‌گیری سازه‌ها است. علاوه بر این، پایایی سازه‌ها از طریق پایایی ترکیبی (Composite Reliability) و روایی همگرا از طریق میانگین واریانس استخراج‌شده (AVE) مورد ارزیابی قرار گرفت. مقادیر CR بالاتر از ۰/۷۰ و AVE بزرگ‌تر از ۰/۵۰ نشان‌دهنده پایایی و روایی همگرای مناسب سازه‌ها است.

یافته‌ها

یافته‌ها از میان ۱۵۱ دانشجوی کارشناسی شرکت‌کننده در این پژوهش، ۱۰۸ نفر زن (معادل ۷۱/۵ درصد) و ۴۳ نفر مرد (۲۸/۵ درصد) بودند. توزیع سنی شرکت‌کنندگان به شرح زیر است: ۷۳ نفر در بازه‌ی ۱۸ تا ۲۰ سال (۴۸/۳ درصد)، ۶۸ نفر بین ۲۱ تا ۲۵ سال (۴۵ درصد)، ۶ نفر در گروه سنی ۲۶ تا ۳۰ سال (۴ درصد) و ۴ نفر بالای ۳۰ سال (۲/۶ درصد). درباره‌ی مدت‌زمان استفاده‌ی روزانه از هوش مصنوعی، ۱۰۵ نفر کمتر از یک ساعت (۵/۶۹ درصد)، ۴۲ نفر دو تا سه ساعت (۲۷/۸ درصد)، ۳ نفر چهار تا شش ساعت (۲ درصد) و تنها ۱ نفر بیش از شش ساعت (۰/۷ درصد) از این

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

فناوری بهره می‌بردند. همچنین، ازنظر نوع ابزارهای هوش مصنوعی مورداستفاده، ۱۰۹ نفر از چت‌جی‌پی‌تی (۷۲/۲ درصد)، ۱۹ نفر از کوپیلوت (۱۲/۶ درصد)، ۸ نفر از جمینای (۵/۳ درصد)، ۴ نفر از چت‌بات پی (۲/۶ درصد) و ۱۱ نفر از سایر چت‌بات‌ها (۷/۳ درصد) استفاده کردند.

پس از ارائه‌ی یافته‌های جمعیت‌شناختی، شاخص‌های توصیفی شامل میانگین، انحراف معیار، چولگی و کشیدگی مؤلفه‌ها و زیرمؤلفه‌های پرسشنامه در جدول ۱ ارائه شده است. این شاخص‌ها به‌منظور بررسی ویژگی‌های توزیع داده‌ها و ارزیابی نرمال بودن آن‌ها محاسبه شده‌اند.

جدول ۱. شاخص‌های توصیفی مؤلفه‌ها و زیر مؤلفه‌های پرسشنامه

متغیر	مؤلفه	زیر مؤلفه	میانگین	انحراف استاندارد	چولگی	کشیدگی
سواد هوش مصنوعی	یادگیری عاطفی	انگیزه‌ی درونی	۱۶/۳۷	۳/۴۷	−۱/۲۶	۱/۵۴
		خودکارآمدی	۱۵/۳۷	۳/۶۴	−۰/۸۴	۰/۷۹
		اعتمادبه‌نفس	۷/۷۱	۱/۸۱	−۰/۶۰	−۰/۱۲
		جمع کل	**۳۹/۴۷**	**۸/۲۶**	**−۱/۰۳**	**۱/۲۴**
	یادگیری رفتاری	تعهد رفتاری	۱۹/۶۲	۴/۴۵	−۰/۸۹	۰/۴۹
		همکاری	۱۰/۴۸	۲/۹۷	−۰/۴۳	−۰/۲۶
		جمع کل	**۳۰/۱۱**	**۶/۷۷**	**−۰/۶۸**	**۰/۳۸**
	یادگیری شناختی	دانش و فهمیدن	۱۱/۰۸	۲/۶۲	−۰/۵۱	۰/۰۰۰
		کاربرد، ارزشیابی و خلق	۱۱/۴۹	۲/۷۲	−۰/۹۳	۱/۰۴
		جمع کل	**۲۲/۵۸**	**۵/۰۷**	**−۰/۶۶**	**۰/۴۱**
	یادگیری اخلاقی	**جمع کل**	**۳۱/۹۷**	**۶/۶۴**	**−۱/۰۹**	**۱/۲۳**
	جمع کل		**۱۲۴/۰۸**	**۲۴/۰۷**	**−۰/۹۹**	**۱/۲۱**

نتایج میانگین‌ها در جدول ۱ نشان می‌دهند که در میان مؤلفه‌های سواد هوش مصنوعی، مؤلفه یادگیری عاطفی بالاترین مقدار را داراست که حاکی از اهمیت و برجستگی این بعد در میان شرکت‌کنندگان است. در سطح زیرمؤلفه‌ها، بیشترین میانگین‌ها به ترتیب مربوط به انگیزه درونی در یادگیری عاطفی، تعهد رفتاری در یادگیری رفتاری و کاربرد، ارزیابی و خلق در یادگیری شناختی است که نشان‌دهنده‌ی نقش برجسته‌ی این زیرمؤلفه‌ها در ساختار کلی سواد هوش مصنوعی است.

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

شاخص‌های چولگی و کشیدگی برای تمامی مؤلفه‌ها و زیرمؤلفه‌ها در بازه‌ی قابل‌قبول بین ۲- تا ۲+ قرار دارند، که این امر نشان‌دهنده‌ی توزیع نرمال داده‌ها و اعتبار نتایج آماری است. این وضعیت نرمال بودن داده‌ها، شرایط لازم برای انجام تحلیل‌های آماری پیشرفته‌تر مدل‌یابی معادلات ساختاری ایجاد می‌نماید.

به‌منظور بررسی ساختار عاملی پرسشنامه سواد هوش مصنوعی، تحلیل عاملی تأییدی مرتبه اول با استفاده از نرم‌افزار AMOS انجام شد (جدول ۲). مدل اندازه‌گیری شامل هفت عامل بود: انگیزه درونی، خودکارآمدی، تعهد رفتاری، همکاری، دانش و فهم، کاربرد/ارزشیابی/خلق و یادگیری اخلاقی.

جدول ۲. نتایج تحلیل عاملی تأییدی مرتبه اول و دوم پرسشنامه سواد هوش مصنوعی

مؤلفه	زیرمؤلفه	سؤالات	بار عاملی مرتبه اول	بار عاملی مرتبه دوم
یادگیری عاطفی	انگیزه‌ی درونی	۱. هوش مصنوعی در زندگی روزمره‌ی من (شخصی، کار و غیره) کاربرد دارد.	۰/۷۵	۰/۷۷
		۲. یادگیری هوش مصنوعی جالب است.	۰/۹۰	۰/۸۸
		۳. یادگیری هوش مصنوعی در زندگی روزمره‌ی من مفید است.	۰/۸۰	۰/۸۳
		٤. کنجکاوم با تکنولوژی‌های جدید هوش مصنوعی آشنا شوم.	۰/۹۰	۰/۹۰
	خودکارآمدی	۵. مطمئنم می‌توانم در انجام تکالیف مرتبط با هوش مصنوعی به‌خوبی عمل کنم.	۰/۸۸	۰/۹۱
		٦. مطمئنم می‌توانم پروژه‌های مرتبط با هوش مصنوعی را به‌خوبی انجام دهم.	۰/۸۸	۰/۹۲
		۷. باور دارم می‌توانم دانش و مهارت‌های موردنیاز برای استفاده از هوش مصنوعی را یاد بگیرم.	۰/۸۸	۰/۹۱
		۸. باور دارم می‌توانم در آزمون‌های مرتبط با هوش مصنوعی نمرات خوبی کسب کنم.	۰/۷٤	۰/۸۱
	اعتمادبه‌نفس	۹. می‌توانم از ابزار یا منابع مرتبط با هوش مصنوعی را استفاده کنم.	۰/۷۹	۰/۸۵

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

مؤلفه	زیرمؤلفه	سؤالات	بار عاملی مرتبه اول	بار عاملی مرتبه دوم
		۱۰. احساس می‌کنم می‌توانم تکالیف مرتبط با هوش مصنوعی را به‌خوبی انجام دهم.	۰/۷۹	۰/۸۵
	کل			**۰/۹۸**
یادگیری رفتاری	تعهد رفتاری	۱۱. از هوش مصنوعی در آینده استفاده خواهم کرد.	۰/۶۸	۰/۸۱
		۱۲. خود را با آخرین تکنولوژی‌های هوش مصنوعی به‌روز خواهم کرد.	۰/۸۷	۰/۸۹
		۱۳. قصد دارم قابلیت‌های جدید هوش مصنوعی را کشف کنم.	۰/۸۶	۰/۸۶
		۱۴. در فعالیت‌های یادگیری مرتبط با هوش مصنوعی فعالانه شرکت می‌کنم.	۰/۸۳	۰/۸۱
		۱۵. من به یادگیری و استفاده از منابع آموزشی مرتبط با هوش مصنوعی متعهد هستم.	۰/۸۲	۰/۸۱
	همکاری	۱۶. من اغلب سعی می‌کنم که مطالب آموزشی هوش مصنوعی را برای همکلاسی یا دوستانم توضیح دهم.	۰/۸۶	۰/۸۷
		۱۷. من سعی می‌کنم با همکلاسی‌هایم همکاری کنم تا وظایف و پروژه‌های یادگیری هوش مصنوعی را به اتمام برسانیم.	۰/۸۶	۰/۸۷
		۱۸. من اغلب با همکلاسی‌هایم درباره‌ی هوش مصنوعی صحبت می‌کنم.	۰/۷۷	۰/۷۹
	کل			**۰/۹۹**
یادگیری شناختی	دانش و فهمیدن	۱۹. من مفهوم هوش مصنوعی را می‌دانم و می‌توانم آن را تعریف کنم.	۰/۷۹	۰/۷۸
		۲۰. من می‌دانم چگونه از نرم‌افزارهای هوش مصنوعی (مانند، چت‌جی‌پی‌تی، پرپلکسیتی، جمنای و غیره) استفاده کنم.	۰/۷۷	۰/۸۵
		۲۱. می‌توانم مفاهیم مختلف هوش مصنوعی (مانند، یادگیری عمیق، یادگیری ماشین) را با هم مقایسه کنم.	۰/۸۰	۰/۷۸
	کاربرد، ارزشیابی و خلق	۲۲. می‌توانم از هوش مصنوعی در حل مسائل استفاده کنم.	۰/۸۷	۰/۷۸

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

مؤلفه	زیرمؤلفه	سؤالات	بار عاملی مرتبه اول	بار عاملی مرتبه دوم
		۲۳. من می‌توانم با استفاده از هوش مصنوعی (مانند، چت‌بات‌ها و غیره)، مشکلات را حل کنم.	۰/۸۸	۰/۹۰
		۲٤. من می‌توانم تشخیص دهم که برنامه‌های هوش مصنوعی در چه شرایطی مناسب هستند.	۰/۷۷	۰/۸٤
	کل			**۰/۹۲**
یادگیری اخلاقی		۲۵. می‌دانم که استفاده‌ی نادرست از هوش مصنوعی می‌تواند خطرات زیادی برای انس آن‌ها ایجاد کند.	۰/۷۸	
		۲٦. فکر می‌کنم سیستم‌های هوش مصنوعی باید خوب آزمایش شوند تا مطمئن شویم به‌درستی عمل می‌کنند.	۰/۹۰	
		۲۷. فکر می‌کنم کاربران در فرآیندهای طراحی و تصمیم‌گیری هوش مصنوعی نقش دارند.	۰/۸٦	
		۲۸. فکر می‌کنم سیستم‌های هوش مصنوعی باید برای همه‌ی افراد مفید باشند.	۰/٦۹	
		۲۹. فکر می‌کنم کاربران باید از هدف سیستم، چگونگی عملکرد و محدودیت‌های احتمالی آن آگاه شوند.	۰/۹۰	
		۳۰. فکر می‌کنم افراد در رابطه با استفاده‌ی نادرست از سیستم‌های هوش مصنوعی باید پاسخگو باشند.	۰/۸٤	
		۳۱. فکر می‌کنم سیستم‌های هوش مصنوعی باید مطابق با اصول اخلاقی و قوانین باشد.	۰/۸۲	
		۳۲. فکر می‌کنم می‌توان از هوش مصنوعی برای کمک به افراد محروم (ازلحاظ آموزشی، شغلی و غیره) استفاده کرد.	۰/۷۲	
	کل		۱/۰۰۰	

نتایج بارهای عاملی استاندارد (جدول ۲) نشان داد که تمامی گویه‌ها دارای بار عاملی قابل‌قبول و معنادار هستند. مقدار بارهای عاملی بین ۰/۶۸ تا ۰/۹۰ متغیر بود و همه ضرایب در سطح ۰/۰۰۱ معنادار بودند که نشان‌دهنده کفایت شاخص‌ها برای اندازه‌گیری سازه‌های مربوطه است. به‌طورکلی، تمامی بارهای عاملی بزرگ‌تر از ۰/۵۰ بوده و روایی همگرای اولیه مدل را تأیید می‌کنند.

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

شاخص‌های برازش مدل مرتبه اول (ازجمله مجذور کای به درجه آزادی = χ^2/df، ریشه دوم میانگین مجذورات خطای تقریب= RMSEA، شاخص برازش تطبیقی= CFI، شاخص برازش افزایشی= IFI و شاخص تاکرلوئیز= TLI) بررسی شد و در جدول ۳ ارائه شد.

جدول ۳. خلاصه شاخص‌های نیکویی برازش مرتبه اول و دوم مقیاس سواد هوش مصنوعی

مدل	شاخص	χ^2/df	RMSEA	CFI	IFI	TLI
مرتبه اول	مقدار	۳/۳۸	۰/۱۲۲	۰/۸۱	۰/۸۱	۰/۷۹
مرتبه دوم	مقدار	۲/۲۹	۰/۰۹	۰/۸۹	۰/۸۹	۰/۸۸

بر اساس معیارهای متداول، مقدار نسبت کای‌دو به درجه آزادی در محدوده قابل‌قبول قرار دارد، اما مقدار RMSEA و شاخص‌های تطبیقی نشان‌دهنده برازش متوسط مدل است. ازاین‌رو، به‌منظور بررسی ساختار مفهومی پرسشنامه در سطح کلان، مدل مرتبه دوم مورد آزمون قرار گرفت.

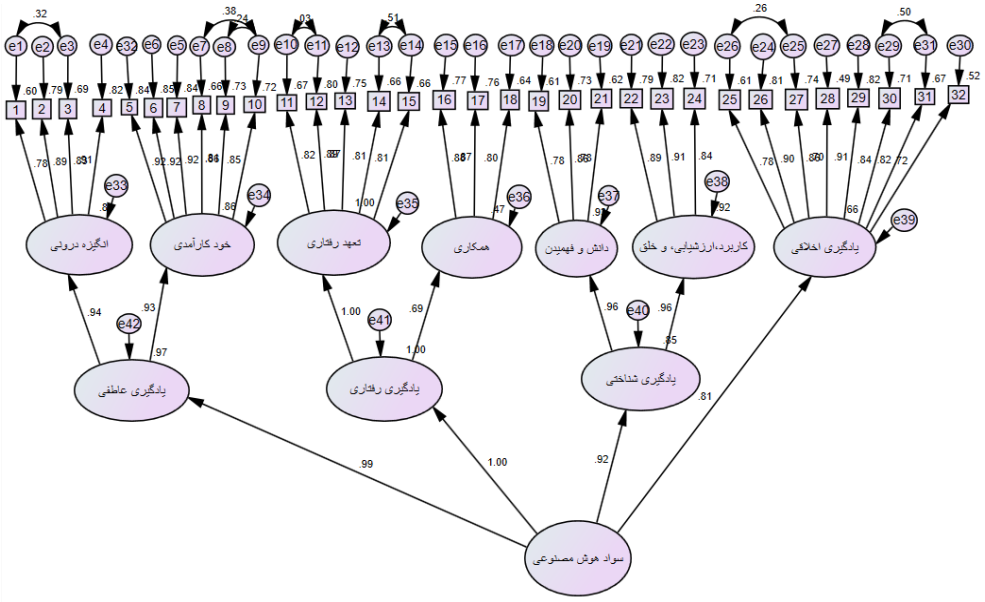
با توجه به ماهیت چندبعدی سواد هوش مصنوعی، یک مدل عاملی مرتبه دوم طراحی شد که در آن سه مؤلفه اصلی شامل یادگیری عاطفی، یادگیری رفتاری و یادگیری شناختی به‌عنوان عوامل مرتبه دوم و سازه کلی سواد هوش مصنوعی به‌عنوان عامل مرتبه سوم در نظر گرفته شد. نتایج در جدول ۲ گزارش شده است. نتایج نشان داد که روابط بین سازه کلان سواد هوش مصنوعی و ابعاد آن معنادار است (بارهای عاملی استاندارد بین سازه سواد هوش مصنوعی با یادگیری عاطفی= ۰/۹۸، یادگیری رفتاری= ۰/۹۹، یادگیری شناختی= ۰/۹۲ و یادگیری اخلاقی ۰/۸۱ به دست آمد). همچنین بارهای عاملی بین ابعاد مرتبه دوم و عوامل مرتبه اول نیز در سطح مطلوبی قرار داشت (۰/۶۸ تا ۱/۰۰) که نشان‌دهنده ساختار سلسله‌مراتبی مناسب پرسشنامه است. در سطح گویه‌ها، بارهای عاملی استاندارد بین ۰/۷۰ تا ۰/۹۲ به دست آمد و تمامی روابط در سطح ۰/۰۰۱ معنادار بودند که نشان‌دهنده روایی همگرای مناسب ابزار است.

شاخص‌های برازش مدل مرتبه دوم در جدول ۳ گزارش شده است، نتایج نشان داد که بر اساس معیارهای پیشنهادی (کلین، ۲۰۱۶)، مقدار نسبت کای‌دو به درجه آزادی کمتر از ۳ نشان‌دهنده برازش مطلوب مدل است. همچنین مقادیر CFI، TLI و IFI نزدیک به ۰/۹۰ بوده و بیانگر برازش قابل‌قبول مدل هستند. مقدار RMSEA نیز در محدوده برازش متوسط تا قابل‌قبول قرار دارد.

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

مقایسه مدل‌های مرتبه اول و دوم نشان داد که مدل مرتبه دوم از برازش بهتری برخوردار است (کاهش χ^2/df از ۳/۳۸ به ۲/۲۹ و کاهش RMSEA از ۰/۱۲ به ۰/۰۹)؛ بنابراین، ساختار سلسله‌مراتبی سواد هوش مصنوعی مورد تأیید قرار گرفت.

شکل ۲. تحلیل عاملی مرتبه دوم با بارهای عاملی برای چهار عامل مقیاس سواد هوش مصنوعی



برای بررسی دقیق‌تر روایی همگرا، پایایی ترکیبی (CR) و میانگین واریانس استخراج‌شده (AVE) محاسبه شد (جدول ۴).

جدول ٤. پایایی ترکیبی و روایی همگرای سازه‌ها

سازه کلی	مرتبه دوم	مرتبه اول	AVE	CR
سواد هوش مصنوعی	یادگیری عاطفی	انگیزه درونی	۰/۹۱	۰/۷۱
		خودکارآمدی	۰/۹۳	۰/٦۸
	یادگیری رفتاری	تعهد رفتاری	۰/۹۱	۰/٦٦
		همکاری	۰/۸۸	۰/۷۱
	یادگیری شناختی	دانش و فهم	۰/۸٤	۰/٦۳
		کاربرد، ارزشیابی و خلق	۰/۸۸	۰/۷۱
	یادگیری اخلاقی	یادگیری اخلاقی	۰/۹٤	۰/٦٦
	کل		**۰/۹۵**	**۰/۸۳**

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

نتایج جدول ۴ نشان داد که مقدار پایایی ترکیبی (CR) برای تمامی عوامل بین ۰/۸۴ تا ۰/۹۴ به دست آمد که بالاتر از حد مطلوب ۰/۷۰ است. همچنین مقادیر میانگین واریانس استخراج‌شده (AVE) در دامنه ۰/۶۳ تا ۰/۷۱ قرار داشت که نشان‌دهنده روایی همگرای مناسب سازه‌ها است. بر این اساس، مدل اندازه‌گیری مرتبه اول از پایایی و روایی همگرای مطلوب برخوردار است. مقدار پایایی ترکیبی برای سازه کلان سواد هوش مصنوعی برابر با ۰/۹۵ و مقدار میانگین واریانس استخراج‌شده برابر با ۰/۸۳ به دست آمد که بیانگر پایایی بسیار مطلوب و روایی همگرای قوی سازه است.

بحث و نتیجه‌گیری

هوش مصنوعی و اثرات آن بر انسان‌ها، سازمان‌ها و کارهایشان در سال‌های اخیر در حوزه پژوهش سیستم‌های اطلاعاتی بسیار موردتوجه قرار گرفته است (Benbya et al., 2021; Berente et al., 2021; Jain et al., 2021). شایستگی در حوزه‌ی هوش مصنوعی به یک مهارت کلیدی برای انسان‌ها تبدیل‌شده و اهمیت آن برای مشاغل آینده رو به افزایش است، این در حالی است که تحقیقات نیز به‌طور فزاینده‌ای خواستار روش‌هایی برای تقویت این شایستگی‌ها هستند (Tarafdar et al., 2019). پژوهشگران در سال‌های اخیر توانسته‌اند چارچوب‌هایی برای شایستگی هوش مصنوعی تدوین کنند تا شایستگی‌های کلیدی برای کار با هوش مصنوعی در آینده شناسایی و ارزیابی شوند (Tarafdar et al., 2023). این مجموعه مهارت‌ها و شایستگی‌ها شامل استفاده، به‌کارگیری یا تعامل با هوش مصنوعی هستند و به‌عنوان سواد هوش مصنوعی شناخته می‌شود (Long & Magerko, 2020) که درک و فهم آن در جامعه‌ی کنونی از اهمیت بالایی برخوردار است. نتایج پژوهش حاضر با مطالعات داخلی اخیر همسویی قابل‌توجهی دارد و درعین‌حال تفاوت‌های روشی و مفهومی مشخصی نشان می‌دهد. پژوهش ساعدی (۱۴۰۳) به روش کیفی سه مؤلفه‌ی شناختی، اخلاقی و عاطفی-انگیزشی را برای سواد هوش مصنوعی استخراج کرده که با ابعاد «درک مفاهیم» و «اخلاق» پرسشنامه سواد هوش مصنوعی Ng و همکاران (2024) هم‌راستا است، اما پژوهش حاضر به‌صورت کمی و با تأکید بر ابعاد امنیت و فرهنگ، چارچوب پنج‌بعدی را تأیید می‌کند. مطالعه امیدی و جامه‌بزرگ (۱۴۰۴) با ابزار سه‌بعدی Carolus و همکاران (۲۰۲۳) بر خودکارآمدی و خودمدیریتی تمرکز دارد و سطح مطلوبی از سواد هوش مصنوعی را در دانشجویان

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

علامه طباطبائی گزارش می‌کند که با میانگین بالای ۴۲/۳ و برازش مطلوب مدل در پژوهش حاضر همسو است، هرچند تفاوت در تعداد ابعاد و ابزار نشان‌دهنده‌ی تنوع چارچوب‌های مفهومی در ایران است. همچنین پژوهش خدیوی و همکاران (۱۴۰۴) بر نقش میانجی مهارت‌های دیجیتال بین سواد هوش مصنوعی و کیفیت خدمات آموزشی در هیئت‌علمی دانشگاه فرهنگیان تأکید دارد و تأثیر قوی سواد هوش مصنوعی را تأیید می‌کند که با یافته‌های پژوهش حاضر در خصوص ارتباط سواد هوش مصنوعی با عملکرد آموزشی سازگار است، اما جامعه‌ی موردمطالعه (هیئت‌علمی در برابر دانشجو) و عدم بومی‌سازی ابزار در آن مطالعه، تفاوت آشکاری ایجاد می‌کند. درمجموع، این همسویی‌ها بر اهمیت روزافزون سواد هوش مصنوعی در آموزش عالی ایران دلالت دارند.

علی‌رغم اهمیت این موضوع تاکنون در ایران مقیاسی جهت سنجش سواد هوش مصنوعی اعتباریابی نشده است. لذا هدف از پژوهش حاضر رواسازی و اعتباریابی پرسشنامه سواد هوش مصنوعی Ng و همکاران (2024) در نمونه‌ی ایرانی بود که بدین منظور ۱۵۱ دانشجو با استفاده از پرسشنامه سواد هوش مصنوعی Ng و همکاران (2024) موردبررسی قرار گرفتند. سپس با استفاده از داده‌های جمع‌آوری‌شده از این افراد، جهت آزمون فرضیه‌های پژوهش، تجزیه‌وتحلیل آماری انجام گرفت. یکی از اهداف اصلی این پژوهش پاسخ به این سؤال بود که آیا پرسشنامه سواد هوش مصنوعی Ng و همکاران (2024) در نمونه‌ی ایرانی اعتبار دارد. ضرایب پایایی به‌دست‌آمده با استفاده از روش بازآزمایی در آزمودنی‌های پژوهش نشان داد که پرسشنامه از اعتبار لازم برخوردار است. یکی دیگر از اهداف اصلی این پژوهش پاسخ به این سؤال بود که آیا پرسشنامه سواد هوش مصنوعی Ng و همکاران (2024) در نمونه‌ی ایرانی روایی دارد. به این منظور از روش روایی صوری، روایی محتوا (نسبت روایی محتوا و شاخص روایی محتوا)، روایی سازه و روایی عاملی (تحلیل عاملی تأییدی) استفاده شد. پس از تأیید ترجمه، روایی صوری و محتوایی پرسشنامه توسط ۹ عضو هیئت‌علمی متخصص (۳ نفر تکنولوژی آموزشی، ۲ نفر علوم کامپیوتر و ۴ نفر آموزش زبان انگلیسی آشنا با هوش مصنوعی) به‌صورت سیستماتیک بررسی شد. بازخوردهای دریافت‌شده منجر به اصلاحات لازم گردید و شاخص روایی محتوا (CVI) و نسبت روایی محتوا (CVR) بالاتر از مقدار قابل‌قبول تأیید شد. همچنین روایی سازه از طریق همبستگی معنادار تمام خرده‌مقیاس‌ها با نمره کل ($p<۰/۰۱$) و تأیید روایی همگرا به دست آمد که نشان‌دهنده انسجام درونی مطلوب پرسشنامه بود.

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

یافته‌های تحلیل عاملی تأییدی مرتبه اول نشان داد که پرسشنامه سواد هوش مصنوعی با هفت عامل اصلی (انگیزه درونی، خودکارآمدی، تعهد رفتاری، همکاری، دانش و فهم، کاربرد/ارزشیابی/خلق و یادگیری اخلاقی) ساختار مناسبی دارد. بارهای عاملی استاندارد برای تمامی گویه‌ها در محدوده ۰/۶۸ تا ۰/۹۰ قرار گرفت که بالاتر از حد آستانه پیشنهادی ۰/۵۰ است. این نتایج بیانگر روایی همگرای اولیه مدل است و نشان می‌دهد که گویه‌ها به‌طور مناسبی سازه‌های مربوطه را اندازه‌گیری می‌کنند. بااین‌حال، شاخص‌های برازش مدل مرتبه اول (مانند ۰/۱۲۲= RMSEA و ۰/۸۱= CFI) برازش متوسط را نشان داد که ممکن است به دلیل پیچیدگی ساختار چندبعدی سواد هوش مصنوعی باشد.

برای بهبود برازش، مدل مرتبه دوم مورد آزمون قرار گرفت که در آن عوامل مرتبه اول – یادگیری عاطفی، رفتاری، شناختی و اخلاقی– به‌عنوان عامل مستقل، سازمان‌دهی شدند. نتایج نشان داد که بارهای عاملی مرتبه دوم بین ۰/۶۸ و ۱/۰۰ قرار دارد و روابط بین سازه کلان سواد هوش مصنوعی و ابعاد آن (مانند ۰/۹۸ برای یادگیری عاطفی و ۰/۹۹ برای یادگیری رفتاری) بسیار قوی و معنادار است. شاخص‌های برازش مدل مرتبه دوم (CFI =۰/۸۹، RMSEA =۰/۰۹ و χ^2/df =۲/۲۹) بهبود قابل‌توجهی نسبت به مدل مرتبه اول نشان داد که این امر ساختار سلسله‌مراتبی سواد هوش مصنوعی را تأیید می‌کند.

علاوه بر این، بررسی پایایی ترکیبی (CR) و میانگین واریانس استخراج‌شده (AVE) روایی همگرای قوی را تأیید کرد. مقادیر CR برای عوامل مرتبه اول بین ۰/۸۴ تا ۰/۹۴ و AVE بین ۰/۶۳ تا ۰/۷۱ قرار گرفت که بالاتر از معیار است. برای سازه کلی سواد هوش مصنوعی، CR=۰/۹۵ و AVE=۰/۸۳ به دست آمد که نشان‌دهنده پایایی بسیار بالا و روایی همگرای عالی است.

در تبیین یافته فوق می‌توان گفت که مدل چهاروجهی Ng و همکاران (2024) از سواد هوش مصنوعی شامل چهار جنبه است که میزان سواد هوش مصنوعی افراد را مشخص می‌کند. چهار بعد یا جنبه سواد هوش مصنوعی، یعنی یادگیری عاطفی، رفتاری، شناختی و اخلاقی (ABCE) با اندازه‌های مربوط به سواد هوش مصنوعی مرتبط هستند. یادگیری عاطفی به تغییرات ذاتی عاطفی و فیزیولوژیکی دانش‌آموزان نسبت به یک موضوع خاص اشاره دارد (Rogaten et al., 2019). یادگیری مؤثر در بعد عاطفی شامل چهار عامل است که احساسات تجربه‌ی شده ذهنی دانش‌آموزان

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

را ازنظر انگیزه‌ی درونی، خودکارآمدی، علاقه‌ی شغلی و اعتمادبه‌نفس در یادگیری هوش مصنوعی اندازه‌گیری می‌کند. Guo Goh and (2016) استفاده از یک بازی را برای ارتقای سواد اطلاعاتی دیجیتال دانش‌آموزان بررسی کردند که در آن مؤلفه‌هایی نظیر توجه، اعتمادبه‌نفس، رضایت، لذت و ادراک از مفید بودن مورد ارزیابی قرار گرفت. این مؤلفه‌ها به‌خوبی در چارچوب یادگیری عاطفی جای می‌گیرند. یادگیری در بعد رفتاری شامل دو عامل است: تعهد رفتاری دانش‌آموزان و همکاری برای ایجاد روابط به‌منظور دنبال کردن اهداف یادگیری در محیط هوش مصنوعی. در این راستا Long and Magerko (2020) و Ng و همکاران (2021) بیان نمودند که مهارت‌هایی مانند برقراری ارتباط و همکاری مؤثر با هوش مصنوعی برای دانش‌آموزان ضروری است تا فراتر از صرفاً متخصص شدن در فناوری عمل کنند. یادگیری در بعد شناختی شامل سه عامل است: دانش و مهارت دانش‌آموزان از مهارت‌های تفکر سطح پایین (دانستن و درک هوش مصنوعی)، میانه (استفاده و به‌کارگیری هوش مصنوعی) تا مهارت‌های تفکر سطح بالا (ارزیابی و ایجاد هوش مصنوعی). یک مطالعه از Anderson and Krathwohl (2001) که بازنگری طبقه‌بندی بلوم را معرفی کرد، یک چارچوب دقیق برای یادگیری شناختی ارائه داده و نشان می‌دهد که فرایند یادگیری در سطوح مختلف از دانش پایه تا خلق دانش جدید رخ می‌دهد. این چارچوب در آموزش علوم رایانه و هوش مصنوعی استفاده شده است. به‌عنوان‌مثال، در مطالعه‌ای توسط Wing (2006)، مفهومی به نام تفکر محاسباتی به‌عنوان رویکردی برای یادگیری هوش مصنوعی معرفی شد که در سه سطح قابل‌تعریف است: درک مفاهیم (دانستن)، حل مسئله با اجزای محاسباتی (به‌کارگیری) و ایجاد سیستم‌های جدید (ایجاد). اخلاق هوش مصنوعی به‌عنوان یک جنبه‌ی اساسی شناخته می‌شود (Lintner, 2024) و یادگیری در این بعد شامل مجموعه‌ای از هفت جنبه اخلاقی است: قابلیت اطمینان، ایمنی، حریم خصوصی، مسئولیت‌پذیری، شفافیت، آگاهی و خوبی اجتماعی که ذهنیت مثبت دانش‌آموزان را نسبت به هوش مصنوعی به ارمغان می‌آورد (Ng et al., 2024).

یکی دیگر از اهداف این پژوهش پاسخ به این سؤال بود که نمرات استاندارد یادگیری عاطفی، یادگیری رفتاری، یادگیری شناختی و یادگیری اخلاقی سواد هوش مصنوعی در جامعه ایرانی کدامند. جهت محاسبه هنجارها از میانه، میانگین و انحراف استاندارد استفاده شد که یافته‌های آن نشان داد که میانه‌ی نمرات یادگیری عاطفی، یادگیری رفتاری، یادگیری شناختی و یادگیری اخلاقی

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

در کل آزمودنی‌ها به ترتیب برابر با ۳۹/۴۷، ۳۰/۱۱، ۲۲/۵۸، ۳۱/۹۷ است. همچنین، نتایج مربوط به میانگین حاکی از آن بود که میانگین نمرات یادگیری عاطفی در کل آزمودنی‌های پژوهش بیشتر از میانگین نمرات سایر عوامل است. در تبیین بالا بودن میانه و میانگین یادگیری عاطفی در نمونه هنجاری شاید بتوان گفت پرداختن به نیازهای عاطفی و روان‌شناختی دانشجویان که علاقه و انگیزه آن‌ها را به توسعه‌ی سواد هوش مصنوعی تحریک می‌کند، بسیار مورد اهمیت است و نقش اساسی دارد (Chiu & Chai, 2020). همچنین تقویت رفتارهای مثبت یادگیری، مانند کسب دانش و مهارت، افزایش تمایل و قصد یادگیری را به همراه دارد. دانش‌آموزانی که درگیر یادگیری هستند، معمولاً زمان بیشتری را به مطالعه مواد آموزشی در برنامه درسی یا پلتفرم‌ها اختصاص می‌دهند (Merzbacher, 2001). به‌طورکلی با توجه به نتایج این پژوهش می‌توان نتیجه گرفت که پرسشنامه سواد هوش مصنوعی Ng و همکاران (2024) با توجه به تحلیل عاملی تأییدی انجام شده بر روی ۳۱ گویه و تأیید چهار عامل یادگیری عاطفی (انگیزه‌ی درونی و خودکارآمدی)، یادگیری رفتاری (تعهد رفتاری و همکاری)، یادگیری شناختی (دانش و فهمیدن، کاربرد، ارزشیابی و خلق) و یادگیری اخلاقی می‌تواند در فرهنگ و جامعه ما قابل‌استفاده باشد. لازم به ذکر است که در پژوهش ایرانی در عامل یادگیری عاطفی آیتم‌های اعتمادبه‌نفس با خودکارآمدی به دلیل یکنواختی سؤالات ادغام شدند.

هرچند مطالعه حاضر شواهد محکمی برای اعتبار و پایایی پرسشنامه سواد هوش مصنوعی (AILQ) در نمونه ایرانی ارائه کرد، اما مانند هر پژوهش دیگری با محدودیت‌هایی همراه بود که تفسیر نتایج را تحت تأثیر قرار می‌دهد:

- حجم و تنوع نمونه محدود: نمونه تنها از دانشجویان کارشناسی آموزش زبان انگلیسی یک دانشگاه (شهرکرد) انتخاب شد. این امر تعمیم‌پذیری نتایج به سایر رشته‌ها، دانشگاه‌ها، سطوح تحصیلی و گروه‌های سنی را محدود می‌کند و ممکن است باعث بیش‌برآورد یا کم‌برآورد سطح واقعی سواد هوش مصنوعی در جامعه دانشجویی ایران شود.
- خوداظهاری بودن ابزار: پرسشنامه کاملاً خودگزارشی است. این ویژگی می‌تواند منجر به سوگیری پاسخ‌دهی اجتماعی یا بیش‌برآورد توانایی‌ها شود، به‌ویژه در مؤلفه‌های عاطفی و

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

اخلاقی که افراد تمایل دارند خود را مطلوب‌تر نشان دهند. این سوگیری می‌تواند میانگین بالای بعد عاطفی (بالاترین میانگین در مطالعه) را تا حدی توضیح دهد.

- عدم کنترل متغیرهای مداخله‌گر: متغیرهایی مانند سطح پیشین دانش هوش مصنوعی، میزان واقعی استفاده روزانه از ابزارهای هوش مصنوعی، دسترسی به دوره‌های آموزشی، وضعیت اجتماعی–اقتصادی و ویژگی‌های شخصیتی کنترل نشدند. این متغیرها می‌توانند بخش قابل‌توجهی از واریانس نمرات را توضیح دهند و در نبود کنترل، ممکن است نتایج به اشتباه به ویژگی‌های پرسشنامه نسبت داده شود.
- بار عاملی پایین آیتم ۲۸ (۰/۶۹): هرچند قابل‌قبول تلقی شد، اما نشان‌دهنده ضعف نسبی این آیتم در سنجش بعد اخلاقی در بافت ایرانی است و می‌تواند دقت اندازه‌گیری این بعد را کمی کاهش دهد.
- لذا با توجه به محدودیت‌های اشاره‌شده به پژوهشگران آتی پیشنهاد می‌شود:
- تکرار پژوهش با نمونه‌های بزرگ‌تر (حداقل ۳۰۰–۵۰۰ نفر) و (چندمرکزی) دانشگاه‌های مختلف، رشته‌های متنوع به‌منظور افزایش تعمیم‌پذیری و بررسی پایداری عاملی در گروه‌های متفاوت.
- ترکیب روش‌های خودگزارشی و عینی (مثلاً آزمون‌های عملکرد واقعی در حل مسئله با هوش مصنوعی یا ثبت فعالیت کاربران) برای کاهش سوگیری خوداظهاری.
- انجام تحلیل پیش‌بینی‌کننده یا مدل‌سازی مسیر به‌منظور بررسی روابط علی بین سواد هوش مصنوعی و متغیرهایی مانند عملکرد تحصیلی، قصد استفاده از هوش مصنوعی، یا اضطراب هوش مصنوعی.
- اعتبارسنجی ابزار در گروه‌های سنی و فرهنگی متفاوت (دانش‌آموزان دبیرستانی، معلمان، افراد شاغل، سالمندان) و مقایسه ساختار عاملی در این گروه‌ها.
- توسعه نسخه کوتاه‌شده و بومی‌شده کاملاً ایرانی از پرسشنامه با حذف یا بازنویسی آیتم‌های ضعیف (مانند آیتم ۲۸) و افزودن آیتم‌های متناسب با ارزش‌ها و نگرانی‌های فرهنگی–اخلاقی ایرانی–اسلامی.

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

- با توجه به نقش رسانه‌های جمعی که جایگاه خود را در دنیای امروزی به‌خوبی نشان داده است و می‌تواند اذهان مردم را به خود جلب کند، پیشنهاد ارائه‌ی گسترده در زمینه‌ی آشنایی با سواد هوش مصنوعی داده می‌شود، اعم از رادیو، تلویزیون، نشریات، کتب و برگزاری همایش‌ها، سمینارها و دوره‌های آموزشی که بتوانند مفهوم سواد هوش مصنوعی را روشن سازند.

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق پژوهش

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

مشارکت نویسندگان

فاطمه بارانی مسئولیت انتخاب موضوع، نوشتن چکیده، روش و یافته‌ها را بر عهده داشته است. مینا نادری مسئولیت جمع‌آوری داده‌ها، نگارش پیش‌نویس بحث و نتیجه‌گیری و ترجمه چکیده مقاله را بر عهده داشته است. زهرا زارعی مسئولیت انتخاب پرسشنامه معتبر سواد هوش مصنوعی و نوشتن پیش‌نویس مقدمه و پیشینه نظری را بر عهده داشته است. ارزیابی و نظارت بر نسخه‌های پیش‌نویس کل مقاله به‌طور مشترک توسط فاطمه بارانی، مینا نادری و زهرا زارعی انجام شده است. همه نویسندگان به‌طور مساوی در مفهوم‌سازی مقاله و نگارش نسخه‌های اولیه و بعدی مشارکت داشته‌اند. همه نویسندگان نسخه منتشرشده نسخه خطی را خوانده و با آن موافقت کرده‌اند.

تعارض منافع

بنا بر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.

سپاسگزاری

بدین‌وسیله از تمامی دانشجویانی که در انجام پژوهش حاضر نویسندگان را یاری نمودند، تقدیر و تشکر می‌شود.

ORCID

Fateme Barani https://orcid.org/0000-0002-8113-7708
Mina Naderi https://orcid.org/0000-0002-3106-2891
Zahra Zarei https://orcid.org/0000-0002-3162-7522

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

منابع

شیخ‌الاسلامی، علی، خاکدال، سعید، و زردی گیکلو، بهمن. (۱٤۰٤). بررسی ویژگی‌های روان‌سنجی پرسشنامه‌ی انگیزه‌های استفاده از هوش مصنوعی در دانشجویان. *فصلنامه اندازه‌گیری تربیتی*، ۱۶(۵۹)، ۶۷-۱۲۰. https://doi.org/10.22054/jem.2024.81632.3561

References

Anderson, L. W., & Krathwohl, D. R. (2001). *A taxonomy for learning, teaching, and assessing: A revision of Bloom's taxonomy of educational objectives* (Complete ed.). Addison Wesley Longman.

Barani, F., Alipour, J., Naderi, M., & Puyesh, Z. (2025). A structural equation modelling of internet addiction, cognitive ability, and general health subscales in teenagers: Digital literacy as a mediator. *Current Psychology, 44*(7), 5438–5453. https://doi.org/10.1007/s12144-025-07615-3

Benbya, H., Pachidi, S., & Jarvenpaa, S. (2021). Special issue editorial: Artificial intelligence in organizations: Implications for information systems research. *Journal of the Association for Information Systems, 22*(2), 281–303. https://doi.org/10.17705/1jais.00662

Berente, N., Gu, B., Recker, J., & Santhanam, R. (2021). Managing artificial intelligence. *MIS Quarterly, 45*(3), 1433–1450. https://doi.org/10.25300/MISQ/2021/16274

Biagini, G., Cuomo, S., & Ranieri, M. (2024). Developing and validating a multidimensional AI literacy questionnaire: Operationalizing AI literacy for higher education. In D. Schicchi & M. Temperini (Eds.), *CEUR Workshop Proceedings* (Vol. 3605, pp. 1–15).

Calvani, A., Cartelli, A., Fini, A., & Ranieri, M. (2008). Models and instruments for assessing digital competence at school. *Journal of E-Learning and Knowledge Society, 4*(3), 183–193. https://doi.org/10.20368/1971-8829/288

Carolus, A., Koch, M., Straka, S., Latoschik, M. E., & Wienrich, C. (2023). *MAILS—Meta AI Literacy Scale: Development and testing of an AI literacy questionnaire based on well-founded competency models and psychological change- and meta-competencies*. arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.09319

Çelebi, C., Yılmaz, F., Demir, U., & Karakuş, F. (2023). Artificial intelligence literacy: An adaptation study. *Instructional Technology and Lifelong Learning, 4*(2), 291–306. https://doi.org/10.52911/itall.1401740

Chai, C. S., Wang, X., & Xu, C. (2020). An extended theory of planned behavior for the modelling of Chinese secondary school students' intention to learn artificial intelligence. *Mathematics, 8*(11), Article 2089. https://doi.org/10.3390/math8112089

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

Chiu, T. K. F., et al. (2022). Systematic literature review on opportunities, challenges, and future research recommendations of artificial intelligence in education. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 4*, Article 100118. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100118

Chiu, T. K., & Chai, C. S. (2020). Sustainable curriculum planning for artificial intelligence education: A self-determination theory perspective. *Sustainability*, *12*(14), Article 5568. https://doi.org/10.3390/su12145568

Chiu, T. K., Meng, H., Chai, C. S., King, I., Wong, S., & Yam, Y. (2021). Creation and evaluation of a pretertiary artificial intelligence (AI) curriculum. *IEEE Transactions on Education*, *65*(1), 30–39. https://doi.org/10.1109/TE.2021.3085878

Cuomo, S., Biagini, G., & Ranieri, M. (2022). Artificial Intelligence Literacy, che cos'è e come promuoverla. Dall'analisi della letteratura ad una proposta di Framework [AI literacy: What it is and how to promote it. From literature analysis to a framework proposal]. *Media Education*, *13*(2), 161–172. https://doi.org/10.36253/me-13374

Dai, Y., Chai, C. S., Lin, P. Y., Jong, M. S. Y., Guo, Y., & Qin, J. (2020). Promoting students' well-being by developing their readiness for the artificial intelligence age. *Sustainability*, *12*(16), Article 6597. https://doi.org/10.3390/su12166597

Grassini, S. (2024). Psychometric validation of the Perceived Artificial Intelligence Literacy Questionnaire (PAILQ-6). In *Proceedings of NordiCHI 2024*. ACM. https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/3679318.3685359

Guo, Y. R., & Goh, D. H. L. (2016). Evaluation of affective embodied agents in an information literacy game. *Computers & Education, 103*, 59–75. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2016.09.013

Hertzog, M. A. (2008). Considerations in determining sample size for pilot studies. *Research in Nursing & Health*, *31*(2), 180–191. https://doi.org/10.1002/nur.20247

Jain, H., Padmanabhan, B., Pavlou, P. A., & Raghu, T. S. (2021). Editorial for the special section on humans, algorithms, and augmented intelligence: The future of work, organizations, and society. *Information Systems Research, 32*(3), 675–687. https://doi.org/10.1287/isre.2021.1046

Kandlhofer, M., Steinbauer, G., Hirschmugl-Gaisch, S., & Huber, P. (2016, October). Artificial intelligence and computer science in education: From kindergarten to university. In *IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)* (pp. 1–9). IEEE. https://doi.org/10.1109/FIE.2016.7757570

Karaca, O., Çalışkan, S. A., & Demir, K. (2021). Medical artificial intelligence readiness scale for medical students (MAIRS-MS): Development, validity and reliability study. *BMC Medical Education, 21*, Article 112. https://doi.org/10.1186/s12909-021-02546-6

Kline, R. B. (2016). *Principles and practice of structural equation modeling* (4th ed.). Guilford Publications.

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

Kong, S. C., Cheung, W. M. Y., & Zhang, G. (2023). Evaluating an artificial intelligence literacy programme for developing university students' conceptual understanding, literacy, empowerment and ethical awareness. *Educational Technology & Society, 26*(1), 16–30.

Laupichler, M. C., et al. (2023). Development of the "Scale for the assessment of non-experts' AI literacy": An exploratory factor analysis. *Computers in Human Behavior Reports, 12*, Article 100338. https://doi.org/10.1016/j.chbr.2023.100338

Laupichler, M. C., Aster, A., Meyerheim, M., Raupach, T., & Mergen, M. (2024). Medical students' AI literacy and attitudes towards AI: A cross-sectional two-center study using pre-validated assessment instruments. *BMC Medical Education, 24*, Article 401. https://doi.org/10.1186/s12909-024-05400-7

Lin, P. Y., Chai, C. S., Jong, M. S. Y., Dai, Y., Guo, Y., & Qin, J. (2021). Modeling the structural relationship among primary students' motivation to learn artificial intelligence. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 2*, Article 100006. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2020.100006

Lintner, T. (2024). A systematic review of AI literacy scales. *NPJ Science of Learning, 9*(1), Article 50. https://doi.org/10.1038/s41539-024-00264-4

Long, D., & Magerko, B. (2020, April). What is AI literacy? Competencies and design considerations. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1–16). ACM.

Merzbacher, M. (2001, February). Open artificial intelligence: One course for all. In *Proceedings of the Thirty-Second SIGCSE Technical Symposium on Computer Science Education* (pp. 110–113). ACM. https://doi.org/10.1145/364447.364554

Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W., & Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence, 2*, Article 100041. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100041

Ng, D. T. K., Su, J., & Chu, S. K. W. (2023a). Fostering secondary school students' AI literacy through making AI-driven recycling bins. *Education and Information Technologies*, 1–32. https://doi.org/10.1007/s10639-023-12183-9

Ng, D. T. K., Wu, W., Leung, J. K. L., & Chu, S. K. W. (2023b, July). Artificial Intelligence (AI) literacy questionnaire with confirmatory factor analysis. In *2023 IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT)* (pp. 233–235). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICALT58122.2023.00074

Ng, K. T. D., Wu, W., Leung, L. K. J., Chiu, F. K. T., & Chu, W. K. S. (2024). Design and validation of the AI literacy questionnaire: The affective, behavioural, cognitive and ethical approach. *British Journal of Educational Technology, 55*, 1082–1104. https://doi.org/10.1111/bjet.13411

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

Pinski, M., & Benlian, A. (2023). AI literacy: Towards measuring human competency in artificial intelligence. In *Proceedings of the 56th Hawaii International Conference on System Sciences* (pp. 165–174).

Rogaten, J., Rienties, B., Sharpe, R., Cross, S., Whitelock, D., Lygo-Baker, S., & Littlejohn, A. (2019). Reviewing affective, behavioural and cognitive learning gains in higher education. *Assessment & Evaluation in Higher Education, 44*(3), 321–337. https://doi.org/10.1080/02602938.2018.1504277

Schepman, A., & Rodway, P. (2020). Initial validation of the general attitudes towards Artificial Intelligence Scale. *Computers in Human Behavior Reports, 1*, Article 100014. https://doi.org/10.1016/j.chbr.2020.100014

Sheykholreslami, A., Khakdal, S., & Zardi Gikloo, B. (2025). Investigating the psychometric properties of the Questionnaire of Artificial Intelligence Use Motives in university students. *Quarterly of Educational Measurement, 16*(59), 67–120. https://doi.org/10.22054/jem.2024.81632.3561 [In Persian]

Sindermann, C., Sha, P., Zhou, M., Wernicke, J., Schmitt, H. S., Li, M., ... & Montag, C. (2021). Assessing the attitude towards artificial intelligence: Introduction of a short measure in German, Chinese, and English language. *KI - Künstliche Intelligenz*, *35*(1), 109–118. https://doi.org/10.1007/s13218-020-00689-0

Sourati, J., & Evans, J. A. (2023). Accelerating science with human-aware artificial intelligence. *Nature Human Behaviour, 7*, 1–15.

Tarafdar, M., Beath, C. M., & Ross, J. W. (2019). Using AI to enhance business operations. *MIT Sloan Management Review, 60*(4), 37–44.

Tarafdar, M., Page, X., & Marabelli, M. (2023). Algorithms as co-workers: Human algorithm role interactions in algorithmic work. *Information Systems Journal, 33*(2), 232–267. https://doi.org/10.1111/isj.12389

van Harreveld, F., Nohlen, H. U., & Schneider, I. K. (2015). The ABC of ambivalence: Affective, behavioral, and cognitive consequences of attitudinal conflict. *Advances in Experimental Social Psychology*, *52*, 285–324. https://doi.org/10.1016/bs.aesp.2015.01.002

Wang, B., Rau, P. L. P., & Yuan, T. (2022). Measuring user competence in using artificial intelligence: Validity and reliability of artificial intelligence literacy scale. *Behaviour & Information Technology*, *42*, 1324–1337. https://doi.org/10.1080/0144929X.2022.2072768

Wang, H., et al. (2023). Scientific discovery in the age of artificial intelligence. *Nature*, *620*, 47–60. https://doi.org/10.1038/s41586-023-06221-2

Wang, Y. Y., & Wang, Y. S. (2022). Development and validation of an artificial intelligence anxiety scale: An initial application in predicting motivated learning behavior. *Interactive Learning Environments*, *30*(4), 619–634. https://doi.org/10.1080/10494820.2019.1674887

Wing, J. M. (2006). Computational thinking. *Communications of the ACM, 49*(3), 33–35. https://doi.org/10.1145/1118178.1118215

Xia, Q., Chiu, T. K., Lee, M., Sanusi, I. T., Dai, Y., & Chai, C. S. (2022). A self-determination theory (SDT) design approach for inclusive and diverse

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/

artificial intelligence (AI) education. *Computers & Education, 189*, Article 104582. https://doi.org/10.1016/j.compedu.2022.104582

Yi, Y. (2021). Establishing the concept of AI literacy: Focusing on competence and purpose. *JAHR – European Journal of Bioethics, 12*(2), 353–368. https://doi.org/10.21860/j.12.2.8

Homepage: https://jem.atu.ac.ir/