

Psychometric Properties of the Artificial Intelligence Literacy Scale (AILS-CC) in Iranian Students

Ezatolah Ghadampour* 

Corresponding Author, Department of Educational Psychology, Lorestan University, Khorramabad, Iran. E-mail: ghadampour.e@lu.ac.ir

Masoud Jafari 

PhD Candidate, Educational Psychology, Lorestan University, Khorramabad, Iran. E-mail: jafari.ma@fa.Lu.ac.ir

Shirin Emami Ale Agha 

PhD Candidate, Educational Psychology, Lorestan University, Khorramabad, Iran. E-mail: emami.sh@fh.lu.ac.ir

Erfan Bahrami 

PhD Candidate, Educational Psychology, Lorestan University, Khorramabad, Iran. E-mail: bahrami.er@fh.lu.ac.ir

Abstract

The rapid advancement of artificial intelligence (AI) technologies has made user preparedness, awareness, and competency essential across scientific, commercial, industrial, and military domains. This study examined the psychometric properties of the Persian adaptation of Ma and Chen's (2024) Artificial Intelligence Literacy Scale in a student population. Using convenience sampling, 250 undergraduate, master's, and doctoral students from Qom University, Lorestan University, and Tafresh University of Technology participated. The scale's content validity was established through back-translation procedures and expert evaluation. Exploratory factor analysis (EFA), employing the principal component method with varimax rotation, revealed a four-factor structure consisting of awareness, usage, evaluation, and ethics. Furthermore, confirmatory factor analysis (CFA), using both first-order and second-order models, supported the hierarchical organization of the scale. The reliability analysis indicated acceptable internal consistency, as demonstrated by Cronbach's alpha coefficients and composite reliability (CR) indices. Convergent validity was established through the Average Variance Extracted ($AVE > 0.50$), while discriminant validity was confirmed using the Heterotrait-Monotrait Ratio of Correlations ($HTMT < 0.90$). Overall, the findings suggest that the Persian version of the Artificial Intelligence Literacy Scale possesses sound psychometric properties and can be effectively utilized in research and academic assessments related to AI literacy among Iranian university students.

Keywords: Artificial Intelligence Literacy Scale; Reliability; Exploratory Factor analysis; Confirmatory Factor Analysis

Cite this Article: Jafari, J., Ghadampour, E., Emami Ale Agha, S., & Bahrami, E. (2025). Psychometric Properties of the Artificial Intelligence Literacy Scale (AILS-CC) in Iranian Students. *Educational Measurement*, 16(62), 129-157. <https://doi.org/10.22054/jem.2025.84551.3600>



© 2016 by Allameh Tabataba'i University Press
Publisher: Allameh Tabataba'i University Press

Introduction

In today's world, artificial intelligence (AI) has emerged as a transformative force, shaping various aspects of daily life (Stahl et al., 2023). The widespread adoption of this technology is altering the way individuals interact with their environment (Huang et al., 2023). AI systems, as a dynamic field, have extensive applications across multiple disciplines, including computer science, engineering, biology, neuroscience, psychology, sociology, mathematics, information science, linguistics, and philosophy (Russell & Norvig, 2020).

The devices and algorithms developed through AI perform tasks that traditionally require human intelligence (Huang et al., 2023; Davenport et al., 2018). The growing number of smart devices integrated with AI has significantly increased opportunities for human-AI interaction (Avinço-Dogan, 2024; Huang et al., 2023; Eshet Alkalai, 2004), allowing individuals to utilize AI-driven applications for daily tasks and evaluate the solutions provided by AI (Lang & Markguo, 2020; Ng et al., 2021).

Literature Review

The fact that today's humans are constantly in daily contact with various digital technologies does not mean that they are necessarily literate. According to Ferrer (1972), the term 'literacy' in its original meaning refers to the ability to express oneself and communicate using written language. The promotion of literacy has had liberating political and social consequences over the years and has expanded people's access to knowledge and their ability to share and communicate various ideas (Long & Markgo, 2020). In research on AI literacy, different scales have been developed and published to measure the level of AI literacy among students and faculty. For example, Wang and Wang (2022) introduced the concept of AI literacy and identified its main structure, which includes the components of awareness, use, evaluation, and ethics. They designed a 12-item scale through a rigorous process and confirmed its validity.

Methodology

The present study employed a descriptive research design using a correlational method. The study sample consisted of 230 university students from three institutions: Qom University, Lorestan University, and Tafresh University of Technology, across three academic levels:

undergraduate, master's, and doctoral programs. Participants were selected using the convenience sampling method. Upon entering the study, participants responded to the 23-item Artificial Intelligence Literacy Scale (AILS) developed by Ma and Chen (2024).

This scale was initially designed to assess AI literacy levels among Chinese students. The AILS consists of 23 short statements, measuring individuals' opinions on each statement using a 5-point Likert scale, scored as follows: Strongly disagree = 1, Disagree = 2, Neutral = 3, Agree = 4, and Strongly agree = 5.

This instrument specifically evaluates AI literacy across four dimensions: awareness, application, evaluation, and ethics. The ethical considerations observed in this study included: 1) confidentiality of participant information, 2) right to withdraw from participation, and 3) avoidance of ethnic and gender-based discrimination. Data analysis was conducted in two stages: exploratory factor analysis (EFA) and confirmatory factor analysis (CFA) using SPSS-22 and AMOS-22 software.

Results

Initially, the suitability of the research sample for factor analysis was assessed using Bartlett's test of sphericity and the Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) measure of sampling adequacy. The KMO value was found to be 0.93, and Bartlett's test yielded a chi-square value of 308.06 ($df = 253$, $p < 0.001$), indicating that the data were suitable for factor analysis. In the exploratory factor analysis (EFA) phase, principal component analysis (PCA) with Varimax rotation was employed. The results of the factor analysis indicated that the AI Literacy Scale consists of one primary dimension and four distinct factors, which collectively accounted for 63.92% of the total variance related to AI literacy.

Based on the nature of the items, these four factors were labeled as: Awareness, Application, Evaluation, and Ethics. In the final stage, first-order and second-order confirmatory factor analyses (CFA) were conducted to validate the factor structure of the scale. Before performing CFA, the assumptions for this type of analysis were examined. The model fit indices in the first-order CFA demonstrated that the data were well-suited for the proposed factor structure, confirming the validity of the scale's factorial composition. To assess the contribution of each identified factor in determining actual AI literacy, a second-order CFA was performed. The results indicated that

the four extracted factors—Awareness, Application, Evaluation, and Ethics—had standardized path coefficients of 0.90, 0.80, 0.96, and 0.84, respectively, in relation to the overarching construct of AI literacy.

Furthermore, Cronbach's alpha was calculated to assess the internal consistency of the scale. The results were as follows: Awareness: 0.82, Application: 0.88, Evaluation: 0.86, Ethics: 0.86, and Overall scale: 0.94. These values indicate that the AI Literacy Scale demonstrates high reliability, both at the overall scale level and across individual subcomponents. Composite reliability (CR) was calculated for each component, with all values exceeding the acceptable threshold of 0.70: Awareness (0.79), Application (0.87), Evaluation (0.80), and Ethics (0.85). To evaluate convergent validity, the average variance extracted (AVE) was also determined. The AVE values for the Application (0.534) and Ethics (0.535) components surpassed the recommended benchmark of 0.50, indicating satisfactory convergent validity. Although the AVE values for Awareness (0.404) and Evaluation (0.402) were below the recommended threshold, considering the adequacy of other indicators—such as factor loadings, Cronbach's alpha coefficients, composite reliability values, and overall model fit indices—these two components were also considered to demonstrate acceptable convergent validity.

Moreover, the Heterotrait-Monotrait ratio of correlations (HTMT) was calculated for each pair of the four dimensions of the AI Literacy Scale. All HTMT values ranged from 0.63 to 0.85, remaining below the cutoff value of 0.90, as recommended by Henseler et al. (2015). These results provide evidence of adequate discriminant validity among the constructs, suggesting that, despite conceptual associations, the dimensions are sufficiently distinct from one another.

Discussion

The present study aimed to investigate the psychometric properties of Ma and Chen's (2024) AI Literacy Scale in Persian among Iranian students. The components obtained from the exploratory factor analysis in the present study were consistent with the components of Ma and Chen's (2024) study, indicating that the scale has the necessary validity to measure AI literacy and can be used in the assessment of AI literacy. Additionally, the results of the first-order confirmatory factor analysis indicated that the model fit indices were desirable, and the results of the

second-order confirmatory factor analysis showed that all four components had significant effect coefficients on the AI literacy construct. Therefore, the items of the Persian version of the AI Literacy Scale, consistent with Ma and Chen's (2024) scale, have the necessary validity to measure the target variables in the present study's statistical population.

Conclusion

The Persian version of the Artificial Intelligence Literacy Scale demonstrates acceptable validity and reliability. It is a suitable tool for assessing AI literacy among Iranian university students in academic and research

The Persian version of the Artificial Intelligence Literacy Scale (AILS) demonstrates robust psychometric properties, confirming its validity and reliability for measuring AI literacy among Iranian university students. The scale's four-factor structure (awareness, application, evaluation, and ethics) aligns with the original model by Ma and Chen (2024), supported by strong factor loadings, acceptable convergent and discriminant validity ($AVE > 0.50$ for key components; $HTMT < 0.90$), and high internal consistency (Cronbach's $\alpha = 0.82\text{--}0.94$; $CR > 0.70$). Despite minor limitations, such as regional sampling constraints, the scale's rigorous validation—through EFA, CFA, and reliability analyses—positions it as a scientifically sound tool for both academic research and educational assessments of AI literacy in Iran. Future studies could expand its applicability to broader demographics and interdisciplinary contexts.

ویژگی‌های روان‌سنجی مقیاس سواد هوش مصنوعی (AILS-CC) در دانشجویان ایرانی

عزت‌الله قدم‌پور *

نویسنده مسئول، استاد، گروه روان‌شناسی تربیتی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران. رایانامه: ghadampour.e@lu.ac.ir

مسعود جعفری

دانشجوی دکتری، روان‌شناسی تربیتی، گروه روان‌شناسی تربیتی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران. رایانامه: jafari.ma@fa.Lu.ac.ir

شیرین امامی آل آقا

دانشجوی دکتری، روان‌شناسی تربیتی، گروه روان‌شناسی تربیتی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران. رایانامه: emami.sh@fh.lu.ac.ir

عرفان بهرامی

دانشجوی دکتری، روان‌شناسی تربیتی، گروه روان‌شناسی تربیتی، دانشگاه لرستان، خرم‌آباد، ایران. رایانامه: bahrami.er@fh.lu.ac.ir

چکیده

همگام با پیشرفت فناوری و محصولات هوش مصنوعی، آمادگی، شناخت و مهارت در این زمینه به یک مسئله‌ی مهم برای کاربران این نوع از فناوری در شاخه‌های مختلف علمی، تجاری، صنعتی و حتی نظامی تبدیل شده است. ازاین‌رو پژوهش حاضر با هدف بررسی ویژگی‌های روان‌سنجی نسخه‌ی فارسی مقیاس سواد هوش مصنوعی ما و چن (۲۰۲۴) بر روی دانشجویان انجام شد. در این پژوهش ۲۵۰ دانشجوی کارشناسی، کارشناسی ارشد و دکتری از سه دانشگاه قم، لرستان و صنعتی تفرش با استفاده از روش نمونه‌گیری در دسترس انتخاب‌شده و به این مقیاس پاسخ دادند. روایی محتوایی مقیاس با استفاده از روش باز ترجمه، نظر متخصصان تأیید شد. تحلیل عاملی اکتشافی با روش مؤلفه‌های اصلی و چرخش واریماکس، ساختار چهار عاملی (آگاهی، استفاده، ارزیابی و اخلاق) را آشکار ساخت. همچنین، تحلیل عاملی تأییدی با استفاده از تحلیل عاملی مرتبه اول و دوم، ساختار سلسله‌مراتبی ابزار را مورد تأیید قرار داد. یافته‌ی مربوط به ضریب آلفای کرونباخ و ضریب پایایی ترکیبی (CR) نیز نشان داد که این مقیاس از همسانی درونی لازم برخوردار است. روایی همگرایی این مقیاس با استفاده از روش میانگین واریانس استخراج‌شده ($AVE > 0.50$) و روایی واگرا از طریق شاخص ($HTMT < 0.90$) مورد تأیید قرار گرفت. یافته‌ها نشان‌دهنده‌ی اعتبار و پایایی مناسب نسخه‌ی فارسی مقیاس سواد هوش مصنوعی در بین دانشجویان ایرانی هستند. بر این اساس، این ابزار قابلیت استفاده در پژوهش‌ها و ارزیابی‌های مرتبط با سواد هوش مصنوعی در محیط دانشگاهی را دارد.

کلیدواژه‌ها: مقیاس سواد هوش مصنوعی، پایایی، تحلیل عامل اکتشافی، تحلیل عاملی تأییدی

استناد به این مقاله: جعفری، مسعود، قدم‌پور، عزت‌الله، امامی آل آقا، شیرین، و بهرامی، عرفان. (۱۴۰۴). ویژگی‌های روان‌سنجی مقیاس سواد هوش مصنوعی (AILS-CC) در دانشجویان ایرانی. *فصلنامه اندازه‌گیری تربیتی*، ۱۶(۶۲)، ۱۲۹-۱۵۷

<https://doi.org/10.22054/jem.2025.84551.3600>

© ۲۰۱۶ دانشگاه علامه طباطبائی

ناشر: دانشگاه علامه طباطبائی



مقدمه

امروزه ظهور هوش مصنوعی^۱، به نیرویی تحول‌آفرین در شکل‌دهی جنبه‌های مختلف زندگی روزمره ما تبدیل شده است (Stahl et al., 2023). این فناوری به‌طور فزاینده‌ای در حال توسعه است و بر جنبه‌های مختلف زندگی تأثیر می‌گذارد (Li et al., 2024). چنانکه استفاده گسترده از آن نحوه تعامل ما با محیط زندگی روزمره را تغییر می‌دهد (Hwang et al., 2023؛ Celbi et al., 2023؛ Koch et al., 2024). تعداد رو به رشد دستگاه‌های هوشمند که با هوش مصنوعی ادغام شده‌اند، فرصت تعامل با هوش مصنوعی را بیش‌ازپیش فراهم آورده‌اند (Hwang et al., 2023؛ Eshet-Alkalai, 2004؛ Avinc & Dogan, 2024). تا افراد از برنامه‌های هوش مصنوعی برای کمک به انجام امور روزانه خود استفاده کنند و راه‌حل‌هایی را که هوش مصنوعی ارائه می‌دهد ارزیابی کنند (N.g, 2021؛ Long & Magerko, 2020). این تغییر پارادایم تأثیرات چندوجهی بر جامعه داشته است و بر نحوه کار، یادگیری و تعامل مردم تأثیر گذاشته است (Xiao et al., 2024؛ Brownsword & Harel, 2019). افراد در انتخاب و پذیرش هوش مصنوعی کمتر از انتخاب و پذیرش یک لپ‌تاپ یا گوشی هوشمند اختیار دارند، زیرا برنامه ریزان، به‌ویژه کسانی که برای شرکت‌های بزرگ یا دولت‌ها کار می‌کنند، تصمیم می‌گیرند که به معرفی برنامه‌های جدید هوش مصنوعی بپردازند (Chen & Wen, 2020). این تفاوت در کنترل کاربر، تأثیر زیادی بر نگرش مردم نسبت به هوش مصنوعی در مقایسه با فناوری‌های اطلاعاتی قدیمی‌تر دارد (Schepman & Rodway, 2022).

سیستم‌های هوش مصنوعی به‌عنوان یک حوزه پویا در رشته‌های مختلفی از جمله علوم کامپیوتر، مهندسی، زیست‌شناسی، علوم اعصاب، روان‌شناسی، جامعه‌شناسی، ریاضیات، زبان‌شناسی، علم اطلاعات و فلسفه کاربرد دارد (Russel & Norving, 2020؛ Lindner & Berges, 2024) و تحول جنبه‌های مختلف جامعه مدرن، از جمله بهداشت و درمان، حمل‌ونقل، امور اقتصادی و سیستم آموزشی را در پی خواهد داشت (Grassini, 2023؛ Reddy et al., 2018). دستگاه‌ها و الگوریتم‌هایی که هوش مصنوعی به طراحی و توسعه آن‌ها می‌پردازد، کارهایی انجام می‌دهند که به‌طور معمول نیاز به هوش انسانی دارند (Hwang et al., 2023؛ Davenport et al., 2018). این کارها شامل پردازش زبان،

1. Artificial intelligence

یادگیری، استدلال، درک تصاویر و تصمیم‌گیری است و می‌تواند بر جنبه‌های مختلفی مانند امور اجتماعی، اخلاقی و فنی اثر بگذارد (Roseman & McDermid et al., 2021). Zhang, 2022). با پیشرفت تکنیک‌ها و محصولات هوش مصنوعی، آماذگی، شناخت و مهارت در فناوری‌های هوش مصنوعی به یک مسئله مهم برای دانشگاهیان و شاغلین در زمینه تجارت دانشگاهی و آموزش مدیریت تبدیل شده است (Wang & Chang, 2023; Cetindamar, 2022). این نکته که انسان امروزی روزانه با فناوری دیجیتال در تماس است، به معنی آن نیست که او در این زمینه سواد لازم را داراست. اصطلاح سواد از نظر Frier (1972) به معنای اصلی‌اش، به توانایی بیان خود و ارتباط برقرار کردن با استفاده از زبان نوشتاری است. ترویج سواد در طی سال‌ها پیامدهای سیاسی و اجتماعی‌هایی بخش داشته است و دسترسی به دانش و توانایی مردم برای به اشتراک گذاشتن و ارتباط برقرار کردن با ایده‌های گوناگون را گسترش داده است (Long & Magerko, 2020). اگرچه مفهوم اولیه سواد فراتر از یک توانایی ساده برای خواندن و نوشتن است، امروزه سوادهای مبتنی بر مهارت نیز به مفهوم اولیه سواد افزوده شده‌اند، یعنی ایده‌هایی برای رویارویی با پیچیدگی فزاینده اطلاعات و فناوری‌های در حال توسعه ایجاد شده‌اند (Hwang et al., 2023).

سواد دیجیتال به عنوان توانایی پردازش اطلاعات در ابزارهای دیجیتال مختلف، ایجاد محتوای جدید، ارتباط و همکاری با دیگران، و حل مسائل کاربرد دارد (Hwang et al., 2023). از آنجا که سواد دیجیتال مفاهیمی چون نگرش، آگاهی و توانایی افراد در شناسایی، دسترسی، مدیریت، ارزیابی، تحلیل، ترکیب منابع دیجیتال و ایجاد دانش جدید را نیز در برمی‌گیرد، سواد دیجیتال به عنوان امری ضروری در آموزش و یادگیری مهارت‌ها محسوب می‌شود (Avinç & Doğan, 2023). مرور ادبیات نظری پیرامون سواد دیجیتال، نشان می‌دهد که تعاریف سواد دیجیتال اغلب مبتنی بر مهارت‌ها و متکی به استفاده از فناوری‌های خاص هستند (Hwang et al., 2023). Prensky (2001) عنوان می‌کند: امروزه دانش‌آموزان ما زبان مادری‌شان، زبان دیجیتال کامپیوترها، بازی‌های ویدئویی و اینترنت است. با این حال، حتی اگر آن‌ها با فناوری دیجیتال بزرگ شده باشند، این احتمال وجود دارد که همه‌چیز را درباره آن ندانند (Hwang et al., 2023). فعالیت‌های روزانه دانشجویان شامل یادگیری از طریق دوره‌های مجازی، شرکت در فضای بحث و گفتگو، ایجاد و مدیریت پروژه‌ها و تکالیف است، بنابراین دانشمندان بر این باورند که سواد دیجیتال برای

ایفای نقش بیشتر در جامعه و در نتیجه بهبود کیفیت زندگی حیاتی است (Martinez et al., 2018).

ابزارهای اندازه‌گیری سواد دیجیتال که در مطالعات بسیاری مورد بحث قرار گرفته‌اند و از توانایی استفاده از کامپیوترها و نرم‌افزارها در روزهای اولیه آغاز شدند و به حوزه شناختی گسترش یافتند. از آنجا که سواد دیجیتال حوزه‌ای کلی را در برمی‌گیرد (Tinmaz et al., 2022)، این ابزارهای اندازه‌گیری با ورود به عصر هوش مصنوعی محدودیت‌هایی دارند، بنابراین برای درک سواد دیجیتال در عصر هوش مصنوعی، لازم است که توانایی به کارگیری فناوری و اطلاعات و قضاوت عینی در مورد تأثیر اجتماعی بر جامعه انسانی را نیز در نظر داشت، لذا تعریف سواد هوش مصنوعی به‌طور فزاینده‌ای به‌عنوان امری ضروری شناخته می‌شود (Xiao et al., 2024؛ Hwang et al., 2023). تغییر سبک زندگی که به‌واسطه ورود هوش مصنوعی در زندگی روزمره اتفاق افتاده، نیاز به بازنگری را در مهارت‌ها و شایستگی‌های مورد نیاز در دنیای مدرن ایجاد می‌کند. تحقیقات نشان می‌دهد که بسیاری از یادگیرندگان درک فنی محدودی از هوش مصنوعی دارند (Antonenko & Abramowits, 2022؛ Linder & Bregs, 2020) و تمایل دارند تنها ویژگی‌های انسانی را به هوش مصنوعی نسبت دهند (Mertala et al., 2022؛ Horenberg et al., 2023). کاربران برای راه یافتن به دنیایی که تحت تأثیر هوش مصنوعی است و توانایی عمل کردن به‌صورت مستقل و شرکت در تحولات آینده، لازم است بدانند هوش مصنوعی چیست و چه کاری می‌توانند انجام دهند (Carolus et al., 2022). این مجموعه مهارت‌ها شامل استفاده، به کارگیری یا تعامل با هوش مصنوعی است و به‌طور معمول به‌عنوان «سواد هوش مصنوعی» شناخته می‌شود (Carolus et al., 2022). اصطلاح سواد هوش مصنوعی به شایستگی‌هایی اشاره دارد که شامل دانش پایه و ارزیابی تحلیلی هوش مصنوعی، همچنین نگاه انتقادی به کاربردهای هوش مصنوعی توسط غیرمتخصصان می‌شود (Laupichler et al., 2023). علاوه بر این با توجه به تغییرات چشمگیری که به دلیل استفاده از ابزارهای مبتنی بر هوش مصنوعی در بخش‌های خصوصی، تجاری، عمومی، شخصی و سازمانی پیش‌بینی می‌شود، اطلاع از میزان سواد و نگرش هوش مصنوعی به سیاست‌گذاران کمک می‌کند تا بدانند برای پیشرفت جوامع، بیشتر بر روی چه منابعی باید سرمایه‌گذاری کنند (Montag et al., 2024). لزوم شفافیت در شناخت هوش مصنوعی توسط کاربران که شامل توضیح‌پذیری، قابل فهم

بودن و آشنا بودن است، به عنوان یک جنبه اساسی از هوش مصنوعی در حال ظهور است که نه تنها توسط ملاحظات اخلاقی بلکه همچنین توسط الزامات قانونی نیز هدایت می‌شود (Montag et al., 2024).

پیشینه پژوهش

Roselling and Littlemore (2011) معتقدند تحقیقات در زمینه سواد هوش مصنوعی بسیار مهم است چراکه سواد هوش مصنوعی به درک تعامل انسان و هوش مصنوعی کمک می‌کند. سطح سواد یک فرد در مورد یک محصول، مدل ذهنی او را شکل می‌دهد که در فرایند تعاملات بسیار مهم است (Xiao et al., 2024). یادگیرندگان به جای اینکه فقط نحوه استفاده از برنامه‌های هوش مصنوعی را یاد بگیرند، باید با مفاهیم بنیادی هوش مصنوعی برای آینده شغلی خود و همچنین نگرانی‌های اخلاقی برنامه‌های هوش مصنوعی آشنا شوند تا شهروندی مسئول باشند (Laupichler et al., 2023). شناخت نگرش‌ها و تصورات عمومی و درک کلی نسبت به هوش مصنوعی برای توسعه، پذیرش و تنظیم آن امری حیاتی محسوب می‌شود (Dafoe & Zhang, 2019). تحقیقات در زمینه سواد هوش مصنوعی ممکن است تفاوت‌های رفتاری افراد در طول تعاملات با هوش مصنوعی را روشن کند. این نوع سواد میزان مهارت افراد در جنبه‌های چندوجهی استفاده از هوش مصنوعی را نشان می‌دهد (Norman, 2016). یکی از رایج‌ترین تعاریف سواد هوش مصنوعی در مقاله‌ای از Long and Magerko (2020) یافت می‌شود که ۱۶ مهارت اصلی سواد هوش مصنوعی را فهرست کرده است. آن‌ها سواد هوش مصنوعی را به عنوان مجموعه‌ای از مهارت‌ها دانسته‌اند که به افراد این امکان را می‌دهد فناوری‌های هوش مصنوعی را با نگاه نقادانه ارزیابی کنند، به طور مؤثر با هوش مصنوعی ارتباط برقرار کنند و از هوش مصنوعی به عنوان ابزاری در جستجوهای اینترنتی، امور مرتبط با خانه و محل کار استفاده کنند (Laupichler et al., 2023؛ Long & Magerko, 2020). Wang and Wang (2022) مفهوم سواد هوش مصنوعی را معرفی کردند و ساختار اصلی آن را شناسایی کردند که شامل مؤلفه‌های آگاهی، استفاده، ارزیابی و اخلاق است. آن‌ها یک مقیاس ۱۲ سؤالی را از طریق یک فرایند دقیق طراحی نمودند و کفایت آن را تأیید کردند. این مطالعه ارتباطات قابل توجهی بین سواد هوش مصنوعی، سواد دیجیتال، نگرش‌ها نسبت به روبات‌ها و استفاده روزانه از هوش مصنوعی را آشکار کرد و بینش‌هایی در مورد تعامل انسان و هوش مصنوعی و طراحی

کاربردها ارائه داد. N.g و همکاران (2021)، در مفهوم‌سازی سواد هوش مصنوعی بر اساس طبقه‌بندی بلوم بین حوزه‌های زیرین سواد هوش مصنوعی از جمله دانستن و درک هوش مصنوعی، استفاده و به کارگیری هوش مصنوعی، ارزیابی و خلق هوش مصنوعی، و در نظر گرفتن ملاحظات انسانی در مورد اخلاق در هوش مصنوعی تمایز قائل می‌شوند. چارچوب‌های مفهومی مختلفی برای سواد هوش مصنوعی پیشنهاد شده است که برای یک جمعیت خاص یا برای نوع خاصی از محصول هوش مصنوعی و یا برای استفاده عمومی کاربران به کار می‌رود (Li et al., 2024). در دو نوع اول چارچوب‌های سواد هوش مصنوعی معمولاً به شدت به ویژگی‌های جمعیت شناختی یا نوع محصول هوش مصنوعی وابسته هستند (Chiu, 2021).

یکی از مزایای ابزارهای اندازه‌گیری سواد هوش مصنوعی، توانایی مقایسه سواد هوش مصنوعی گروه‌های مختلف (مانند دانش‌آموزان دبیرستان یا دانشجویان پزشکی)، شناسایی نقاط قوت و ضعف آن‌ها و توسعه فرصت‌های یادگیری بر اساس این یافته‌ها خواهد بود. علاوه بر این، مقیاسی که به‌طور قابل‌اعتمادی سواد هوش مصنوعی را مورداندازه‌گیری قرار دهد، می‌تواند برای توصیف جمعیت‌های مورد مطالعه در تحقیقات هوش مصنوعی استفاده شود. مهم است که چنین ابزارهایی معیارهای کیفیت روان‌سنجی را در نظر داشته باشند چراکه اعتبار و روایی ابزارها بسیار مهم هستند و باید به‌طور گسترده‌ای آزمایش شوند (Laupichler et al., 2023). با اینکه ضرورت وجود چنین ابزارهایی احساس می‌شود، اقدامات اندکی برای ایجاد ابزارهای اندازه‌گیری سواد هوش مصنوعی افراد انجام شده است. از آنجا دانشجویان بدنه‌ی اصلی آموزش عالی هستند افزایش سواد فناوری دیجیتال آن‌ها اهمیت بسیار زیادی دارد (Zhai et al., 2021). در دانشگاه‌های برخی از کشورها، بسیاری از دوره‌های هوش مصنوعی در برنامه درسی گنجانده شده است. با این حال، آن‌ها اغلب بر جنبه‌های فنی هوش مصنوعی تمرکز دارند و تنها برای دانشجویان رشته‌های فنی قابل دسترسی هستند (N.g et al., 2021; Horenberg et al., 2023; Ma & Chen, 2024)، با توجه به نقش مهم دانشجویان در پیشرفت پایدار آموزش عالی، طراحی یک مقیاس مؤثر برای اندازه‌گیری مهارت‌های سواد هوش مصنوعی در آنان را ضروری دانستند (Southworth et al., 2023). با توجه به محبوبیت فعلی هوش مصنوعی، ارتقای ابزارها برای اندازه‌گیری سواد هوش مصنوعی در میان دانشجویان حیاتی است (Ma & Chen, 2024).

تاکنون چندین مقیاس برای اندازه‌گیری سواد هوش مصنوعی ساخته شده و بسیاری از ابزارها برای اندازه‌گیری آن در یک حوزه خاص تدوین شده‌اند (Rodrigues et al., 2021)؛ Wang و همکاران (2022)، یک ابزار سنجش سواد هوش مصنوعی را پیشنهاد کرده‌اند که شامل آگاهی، استفاده، ارزیابی و اخلاق است و یک مقیاس ۱۲ آیتمی را تدوین و اعتبارسنجی کرده‌اند Laupichler و همکاران (2023)، یک مقیاس سواد هوش مصنوعی را برای غیرحرفه‌ای‌ها که شامل سه عامل درک فنی، ارزیابی انتقادی و کاربرد عملی با مجموع ۳۱ آیتم است را تدوین نمودند.

برخی پرسشنامه‌ها بر روی چند بعد از هوش مصنوعی، مانند جنبه‌های احساسی یا همکاری تمرکز می‌کنند (Biangini & Ranieri, 2023). درحالی که سواد هوش مصنوعی به دلیل پیچیدگی در تعریف، نادیده گرفته شده است. مقیاس نگرش نسبت به هوش مصنوعی Sindermann و همکاران (2021) مقیاس «نگرش‌های عمومی نسبت به هوش مصنوعی» را Schepman and Rodway (2020) و همچنین مقیاس اضطراب هوش مصنوعی Wang and Wang (2022) سه نمونه از این مقیاس‌ها هستند و همچنان جای خالی مقیاس‌های سنجش سواد هوش مصنوعی به‌ویژه در گروه دانشجویان احساس می‌شود (Biangini & Ranieri, 2023). در ایران با توجه به استفاده روزافزون از هوش مصنوعی در بسیاری از امور روزانه و لزوم شناخت آن به‌عنوان نوعی از سواد به جهت سهولت درک این فناوری نوین و به‌کارگیری و تعامل صحیح با آن، ضروری به نظر می‌رسد. عدم وجود ابزاری ساخته شده یا ترجمه شده در ایران که بتواند با رعایت پایایی و روایی مناسب سطح سواد را در هوش مصنوعی به‌خصوص در قشر دانشجویان که به‌عنوان یکی از اصلی‌ترین مخاطبین هوش مصنوعی محسوب می‌شوند، اندازه‌گیری کند باعث شد تصمیم گرفته شود تا ترجمه و اعتباریابی نسخه نهایی مقیاس اندازه‌گیری سواد هوش مصنوعی (AILS-CSS) که توسط MA and Chen (2024) ساخته و اعتباریابی شده است، در میان دانشجویان ایرانی انجام گیرد. ترجمه و اعتباریابی این مقیاس باعث خواهد شد تا قابلیت کاربرد آن در زمینه‌های زبانی و فرهنگی ایرانی سنجیده شود. همچنین تضمین ثبات اندازه‌گیری که شرط مهمی برای استفاده از آن در زبان و فرهنگ دیگری است آزموده شود. انتخاب این مقیاس از میان مقیاس‌های دیگر در درجه‌ی اول متناسب بودن تعداد سؤالات آن، همچنین قابل فهم بودن سؤالات جهت استفاده‌ی طیف گسترده‌ای از شاخه‌های علمی بود. استفاده از این ابزار در

تحقیقات مرتبط با هوش مصنوعی، پس از ترجمه و اعتباریابی آن باعث شناخت بیشتر و گسترش پژوهش‌ها در زمینه این فناوری نوین خواهد بود.

روش

پژوهش حاضر از حیث هدف کاربردی و ازلحاظ نوع، توصیفی - همبستگی بود. جامعه آماری این مطالعه را تمامی دانشجویان مقاطع کارشناسی، کارشناسی ارشد و دکتری تشکیل می‌دادند که در نیمسال اول سال تحصیلی ۱۴۰۳-۱۴۰۴ در دانشگاه‌های قم، لرستان و صنعتی تفرش مشغول به تحصیل بودند. هدف از انتخاب این سه دانشگاه آن بود که مقیاس موردنظر در بین دانشجویانی با ویژگی‌های متنوع جغرافیایی، فرهنگی و ساختار آموزشی بررسی شود تا در حد امکان نتایج حاصل، قابلیت تعمیم‌پذیری بیشتری به جامعه‌ی دانشجویی کشور داشته باشند. به‌منظور تعیین حجم نمونه، از قاعده‌ی پیشنهادی Kline (2016) استفاده شد که بر اساس آن، در پژوهش‌های مبتنی بر تحلیل عاملی به ازای هر گویه در پرسشنامه، حداقل ۱۰ شرکت‌کننده موردنیاز است؛ بنابراین با توجه به اینکه مقیاس مورداستفاده دارای ۲۳ گویه بود، حداقل حجم نمونه ۲۳۰ نفر برآورد گردید. با در نظر گرفتن احتمال ریزش آزمودنی‌ها یا داده‌های ناقص، درنهایت ۲۵۰ دانشجو (۱۴۰ زن و ۱۱۰ مرد) به روش نمونه‌گیری در دسترس انتخاب شدند. پس از غربال‌گری اولیه، ۱۳ پرسشنامه به دلیل ناقص بودن حذف شد و درنهایت، داده‌های مربوط به ۲۳۷ نفر برای تحلیل آماری مورداستفاده قرار گرفتند.

مقیاس سواد هوش مصنوعی (AILS-CCS): ابزار سنجش هوش مصنوعی برای نخستین بار توسط Ma and Chen (2024) با هدف اندازه‌گیری میزان سواد استفاده از هوش مصنوعی در میان دانشجویان چینی ساخته شد. این مقیاس ۲۳ جمله‌ی کوتاه را شامل می‌شود که نظر افراد را در مورد هر جمله بر اساس طیف ۵ درجه‌ای لیکرت اندازه‌گیری می‌گیرد. گویه‌های این ابزار به‌صورت (کاملاً مخالفم = ۱)، (مخالفم = ۲)، (نظری ندارم = ۳)، (موافقم = ۴)، (کاملاً موافقم = ۵) نمره‌گذاری می‌شوند. این ابزار به‌طور خاص سواد هوش مصنوعی افراد را در چهار بعد آگاهی، کاربرد، ارزیابی و اخلاق موردسنجش قرار می‌دهد. بعد «آگاهی»، درک دانشجویان از تعریف و اصول پایه‌ای هوش مصنوعی را مورداندازه‌گیری می‌کند، بعد «کاربرد» توانایی استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی برای کمک به یادگیری یا حل مشکلات روزمره را اندازه‌گیری می‌کند؛ بعد «ارزیابی» توانایی ارزیابی انتقادی محتوای تولیدشده توسط هوش مصنوعی و بررسی محدودیت‌های خود ابزارها را اندازه‌گیری می‌کند.

کند؛ و بعد «اخلاق» رعایت استانداردهای اخلاقی و توانایی محافظت در برابر خطرات امنیتی (مانند نقض حریم خصوصی) هنگام استفاده از محصولات هوش مصنوعی را ارزیابی می‌کند. این مقیاس می‌تواند ابزاری مؤثر برای درک سطح سواد هوش مصنوعی و کمک به ارزیابی اثربخشی آموزش هوش مصنوعی ارائه دهد. در پژوهش Ma and Chen این مقیاس پس از تجزیه و تحلیل نهایی از بین ۲۳ گویه فقط ۱۵ Ma and Chen برای استفاده در فرم نهایی مناسب تشخیص داده شد. در گزارش نهایی این مقیاس چهار بعد استخراج گردید که گویه‌های ۱ تا ۶ مربوط به بعد آگاهی، گویه‌های ۷ تا ۱۲ مربوط به بعد کاربرد، گویه‌های ۱۳ تا ۱۸ مربوط به بعد ارزیابی و گویه‌های ۱۹ تا ۲۳ مربوط به بعد اخلاق می‌شود. پس از انجام تحلیل عاملی اکتشافی گویه‌های ۴، ۶، ۷، ۸، ۱۰، ۱۴، ۱۵، ۱۸، ۲۰ به سبب عدم برخورداری از بار عاملی مناسب از فرم نهایی حذف شدند. همچنین آن‌ها برای بررسی میزان پایایی از روش آلفای کرونباخ استفاده کردند که مقدار این ضریب در مؤلفه‌های آگاهی (۰/۸۷)، کاربرد (۰/۸۴)، ارزیابی (۰/۸۳)، اخلاق (۰/۸۵) و برای کل مقیاس (۰/۹۰) به دست آمد.

به منظور انطباق زبانی و فرهنگی مقیاس سواد هوش مصنوعی با جامعه ایران، از روش ترجمه‌ی دو جهته بریزلین (Brislin, 1970) با الگوی توسعه‌یافته‌ی Lonner and Berry (1986) استفاده شد. در مرحله‌ی نخست، مقیاس موردنظر توسط یک مترجم مسلط به زبان انگلیسی و آشنا با مفاهیم تخصصی هوش مصنوعی به زبان فارسی ترجمه شد. سپس نسخه‌ی ترجمه‌شده توسط دو نفر متخصص از اعضای هیئت علمی در حوزه‌ی هوش مصنوعی و پنج دانشجوی کارشناسی ارشد در رشته‌ی علوم کامپیوتر از نظر دقت مفهومی، روانی زبان و تناسب فرهنگی موردبررسی و بازبینی قرار گرفت و اصلاحات لازم اعمال شد. در ادامه نسخه‌ی ترجمه‌شده توسط مترجم مستقل دیگری که به نسخه‌ی اصلی دسترسی نداشت، مجدداً به زبان انگلیسی باز ترجمه شد. این نسخه با فرم اولیه‌ی انگلیسی مقایسه شد تا از لحاظ حفظ معنای اصلی گویه‌ها اطمینان حاصل شود.

علاوه بر این، به منظور بررسی روایی صوری، نظرات تخصصی اعضای هیئت علمی و دانشجویان مذکور در خصوص وضوح، درک پذیری و تناسب مفهومی هریک از گویه‌ها به صورت کیفی بررسی و دسته‌بندی شد و گویه‌هایی که از نظر وضوح یا تناسب مفهومی نیاز به اصلاح داشتند، بازنویسی شدند. همچنین به منظور اطمینان از وضوح و شفافیت گویه‌ها

برای جامعه‌ی هدف، یک پیش‌آزمون بر روی ۳۰ نفر از شرکت‌کنندگان (با ویژگی‌های مشابه نمونه اصلی پژوهش) انجام گرفت. نتایج این مرحله نشان داد که گویه‌ها برای پاسخ‌دهندگان قابل فهم و روشن هستند و نیازی به اصلاح مجدد وجود ندارد. شرط ورود به پژوهش، اشتغال به تحصیل در یکی از سه مقطع آموزش عالی و داشتن تجربه‌ی کار با حداقل یکی از ابزارهای هوش مصنوعی با کاربردهای علمی بود. پیش از اجرای پژوهش و تا جایی که نتایج پژوهش دچار سوگیری نشود، توضیحات مختصری درباره‌ی هدف پژوهش ارائه شد. همچنین، به آنان اطمینان داده شد که داده‌های جمع‌آوری شده صرفاً برای اهداف پژوهشی استفاده خواهد شد و مشارکت در پژوهش کاملاً داوطلبانه است. در این پژوهش، به منظور بررسی ویژگی‌های روان‌سنجی مقیاس سواد هوش مصنوعی، تحلیل‌ها در دو مرحله انجام شد. ابتدا، به منظور شناسایی ساختار عاملی ابزار، تحلیل عاملی اکتشافی با استفاده از نرم‌افزار spss-22 اجرا گردید. سپس، جهت تأیید ساختار به دست آمده و ارزیابی برازش مدل، تحلیل عاملی تأییدی^۱ (CFA) مرتبه اول و دوم با نرم‌افزار AMOS-24 انجام شد. همچنین، به منظور سنجش پایایی درونی از شاخص‌هایی همچون ضریب آلفای کرونباخ^۲ و پایایی ترکیبی^۳ (CR) و برای روایی همگرا از شاخص میانگین واریانس استخراج‌شده^۴ (AVE) استفاده شد. همچنین برای بررسی روایی واگرایی ابزار پژوهش، از روش نسبت هم صفت به غیر هم صفت^۵ (HTMT). استفاده شد. این روش یکی از شاخص‌های معتبر در مدل‌سازی معادلات ساختاری است که میزان تمایز بین سازه‌های مختلف را نشان می‌دهد از آنجا که محاسبه‌ی روایی واگرا با روش (HTMT) جزء خروجی‌های نرم‌افزار AMOS نیست؛ بنابراین برای محاسبه‌ی این شاخص از بسته‌ی آماری (lavaan) و (semtools) در نرم‌افزار R استفاده شد.

-
1. Conformatory Factor Analysis
 2. Cronbach's alpha
 3. Composite Reliability
 4. Average Variance Extracted
 5. Heterotrait– Monotrait

یافته‌ها

پس از گردآوری داده‌ها و پیش از انجام تحلیل عامل تأییدی ابتدا به منظور بررسی ساختار عاملی مقیاس سواد هوش مصنوعی از تحلیل عامل اکتشافی با رویکرد مؤلفه‌های اصلی^۱ و چرخش متعامد واریماکس^۲ استفاده شد. در گام اول شرایط اجرای این دو نوع تحلیل از طریق شاخص کفایت نمونه‌گیری^۳ (KMO) و آزمون کرویت بارتلت^۴ بررسی شد. مطابق جدول ۱ مقدار ((KMO برای مقیاس سواد هوش مصنوعی ۰/۹۳ به دست آمد. با توجه به اینکه مقدار این شاخص نسبت به ملاک قابل قبول یعنی ۰/۷۰ بالاتر است همچنین مقدار آزمون کرویت بارتلت ($\chi^2=308/06$, d.f.=253) در سطح ۰/۰۰۱ معنادار است بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که داده‌ها از حجم نمونه‌ی کافی برخوردار بوده و ماتریس همبستگی از شرایط لازم برای انجام تحلیل عاملی برخوردار است. نتایج حاصل از این دو آزمون در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱. تعیین شاخص کفایت نمونه‌گیری و آزمون بارتلت برای مقیاس سواد هوش مصنوعی

شاخص کفایت نمونه‌گیری (KMO)		۰/۹۳
آزمون کرویت بارتلت	مجذور کای	۳۰۹۸/۰۶
	درجه آزادی	۲۵۳
	معنی‌داری	۰/۰۰۱

در مرحله‌ی اجرای تحلیل عامل اکتشافی و پس از بررسی شاخص کفایت نمونه‌گیری (KMO) و آزمون کرویت بارتلت، سه شاخص ارزش ویژه، نسبت واریانس تبیین‌شده، درصد واریانس تجمعی و نمودار صخره‌ای مورد تحلیل قرار گرفت. نتایج حاصل از تحلیل عاملی نشان داد که مقیاس سواد هوش مصنوعی از چهار عامل اصلی تشکیل شده است که در مجموع ۶۳/۹۲ درصد از واریانس کل مربوط به سازه‌ی سواد هوش مصنوعی را تبیین می‌کنند. در جدول ۲، مقادیر مربوط به ارزش ویژه، درصد واریانس تبیین‌شده توسط هر عامل، و درصد واریانس تجمعی ارائه شده است.

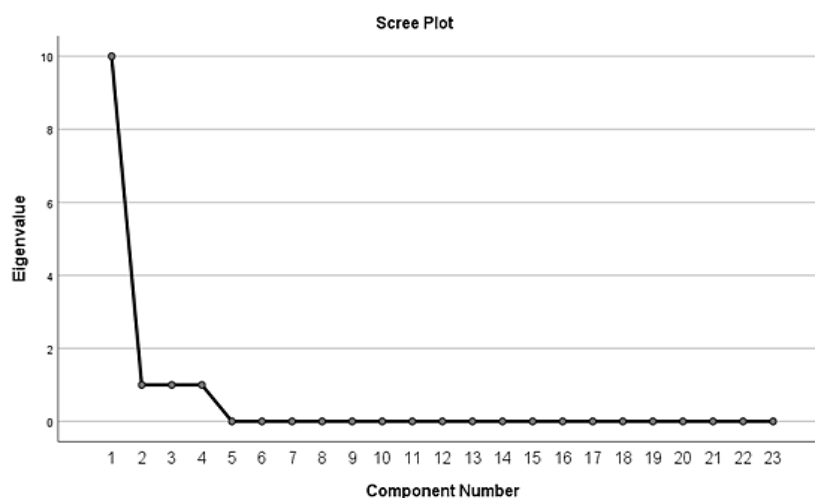
1. Princepal component analysis
2. Varimax
3. Kaiser, Meyer, Olkin
4. Bartlett

جدول ۲. ارزش ویژه، درصد واریانس و مقدار درصد واریانس تجمعی تبیین شده توسط هر عامل

عامل	ارزش ویژه	درصد واریانس	درصد واریانس تجمعی
۱	۱۰/۵۷	۴۵/۹۶	۴۵/۹۶
۲	۶/۷۸	۷/۷۴	۵۳/۷۱
۳	۳/۲۶	۵/۴۷	۵۹/۱۷
۴	۲/۰۹	۴/۷۵	۶۳/۹۲

در شکل ۱. نمودار صخره‌ای ارائه شده است. چنانچه در این شکل مشاهده می‌شود، بر اساس معیار Catell (1966) نقطه‌ی شکست منحنی یا نقطه‌ی زانو^۱ پس از عامل چهارم قرار دارد. از آنجا که از این نقطه به بعد، شیب منحنی کاهش یکنواختی پیدا می‌کند، بنابراین چهار عامل نخست چهار عامل نخست به عنوان عامل‌های معنادار و قابل نگهداری در نظر گرفته شدند.

شکل ۱. نمودار صخره‌ای عامل‌های استخراج شده



ماتریس بارهای عاملی پس از اعمال چرخش واریماکس، حاکی از بارگذاری مناسب و معنادار گویه‌های مقیاس بر روی چهار عامل استخراج شده بود که با ساختار مفهومی ابزار

1. Elbow Point

هم‌راستاست. نتایج حاصل از این بخش از تحلیل عامل اکتشافی در جدول ۳. گزارش شده است.

جدول ۳. ماتریس بارهای عاملی گویه‌ها پس از چرخش متعامد واریماکس

متغیر آشکار	آگاهی	کاربرد	ارزیابی	اخلاق
۱	۰/۴۹			
۲	۰/۷۳			
۳	۰/۶۱			
۴	۰/۵۲			
۵	۰/۷۶			
۶	۰/۴۸			
۷		۰/۳۸		
۸		۰/۶۲		
۹		۰/۶۱		
۱۰		۰/۶۶		
۱۱		۰/۸۱		
۱۲		۰/۷۳		
۱۳			۰/۶۹	
۱۴			۰/۶۳	
۱۵			۰/۷۹	
۱۶			۰/۸۴	
۱۷			۰/۴۱	
۱۸			۰/۵۲	
۱۹				۰/۷۲
۲۰				۰/۶۸
۲۱				۰/۷۳
۲۲				۰/۶۱
۲۳				۰/۸۶

بر اساس جدول ۳، نتایج تحلیل عامل اکتشافی نشان داد که بارهای عاملی مربوط به گویه‌های مقیاس سواد هوش مصنوعی بالاتر از ۰/۳۰ بوده و توزیع بارهای عاملی گویه‌ها در عامل‌های مرتبه‌ی دوم با زیربنای نظری مقیاس و ساختار اصلی پرسشنامه مطابقت دارد؛ بنابراین نیاز به حذف هیچ‌یک از گویه‌ها در این مقیاس نیست (هومن، ۱۳۸۷). پس از بررسی

محتوای عامل‌های به‌دست‌آمده و بر اساس ماهیت گویه‌ها، عامل یک تحت عنوان آگاهی (گویه‌های ۱ تا ۶)، عامل دو کاربرد (گویه‌های ۷ تا ۱۲)، عامل سه ارزیابی (گویه‌های ۱۳ تا ۱۸) و عامل چهار اخلاق (گویه‌های ۱۹ تا ۲۳) نام‌گذاری شد. لازم به ذکر است که با توجه این‌که محتوای عامل‌های نسخه‌ی فارسی با محتوای نسخه‌ی انگلیسی مقیاس سواد هوش مصنوعی مطابقت داشت بنابراین از ترجمه عناوین انگلیسی برای نام‌گذاری این چهار عامل استفاده شد.

در قسمت دوم پژوهش ساختار عاملی به‌دست‌آمده از مرحله‌ی تحلیل عاملی اکتشافی، با استفاده از روش تحلیل عاملی تأییدی مرتبه اول و مرتبه‌ی دوم مورد آزمون قرار گرفت. قبل از انجام این نوع از تحلیل ابتدا مفروضه‌های آن مانند عدم وجود داده‌های پرت تک‌متغیری از طریق بررسی نمرات Z ، عدم وجود داده‌های پرت چندمتغیری از طریق فاصله‌ی مایلانویس مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصل خروجی نمرات Z حاکی از آن بود که تمامی داده‌ها در فاصله‌ی بین $+3$ تا -3 قرار دارند بنابراین هیچ داده‌ی پرت تک‌متغیری در میان داده‌ها وجود نداشت. همچنین بررسی فاصله‌ی مایلانویس نیز حاکی از عدم وجود داده‌های پرت چندمتغیری بود. پس از اطمینان از برقراری مفروضه‌های تحلیل عاملی تأییدی ابتدا شاخص‌های برازش از جمله مجذور کای به درجه آزادی (X^2/df) ریشه دوم میانگین مجذورات خطای تقریب (RMSEA)، شاخص برازش تطبیقی (CFI)، شاخص برازش افزایشی (IFI) و شاخص تاکرلوئیز^۱ (TLI) بررسی شد. خلاصه‌ی شاخص‌های نیکویی برازش مدل در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴. خلاصه شاخص‌های نیکویی برازش مقیاس سواد هوش مصنوعی

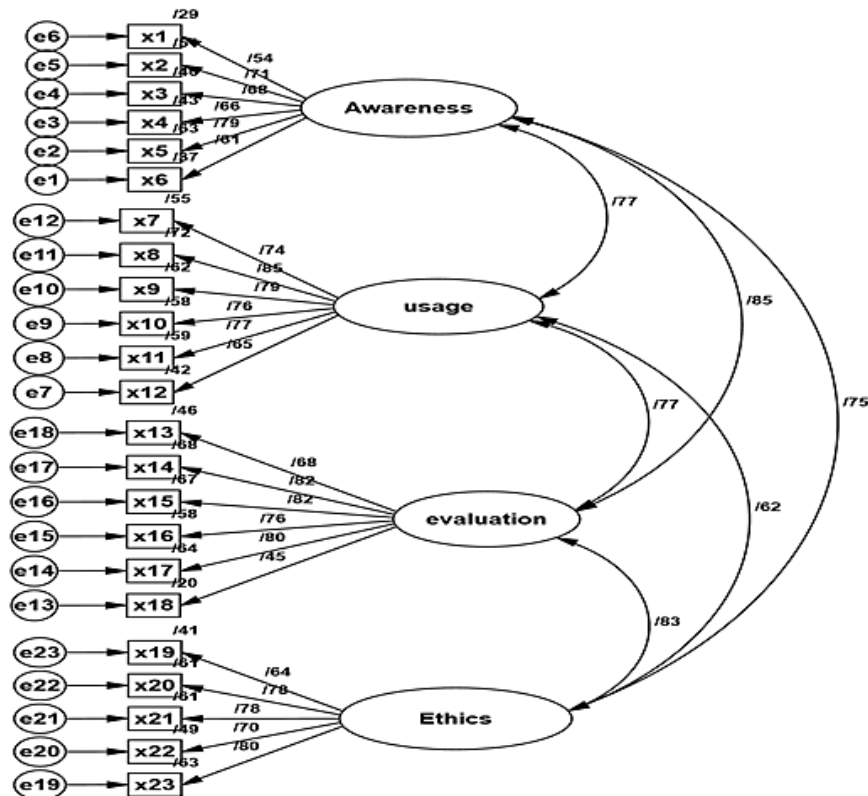
شاخص	X^2	df	X^2/df	RMSEA	CFI	IFI	TLI
مقدار	۵۰۵/۶۵	۲۲۴	۲/۲۵	۰/۰۷۵	۰/۹۰	۰/۹۰	۰/۸۹

چنانچه در جدول ملاحظه می‌شود از آنجاکه دو شاخص نسبت مجذور کای به درجه آزادی (X^2/df) کمتر از ۳ و ریشه‌ی دوم میانگین مجذورات خطا (RMSEA) نیز کمتر ۰/۰۸۰ بوده است بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که طبق این دو شاخص مدل از برازش مناسبی برخوردار است. از سوی دیگر سایر شاخص‌های نیکویی برازش مانند CFI، IFI، TLI نیز از

1. Tucker- Lewis

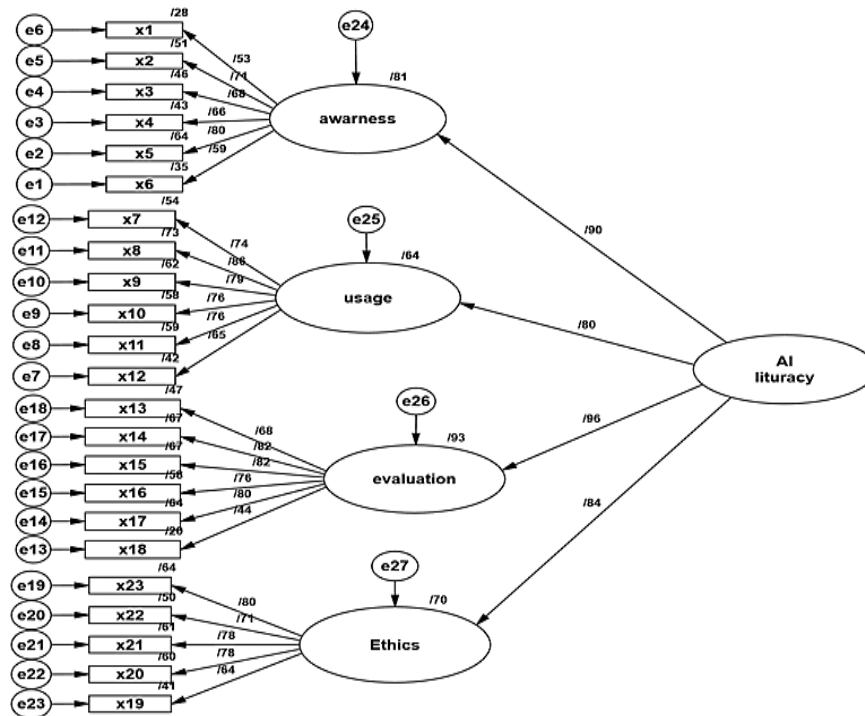
۰/۸۰ بالاتر بوده بنابراین می‌توان از احراز برازش مناسب مدل با داده‌های تجربی اطمینان یافت. مدل اندازه‌گیری تحلیل عاملی تأییدی مرتبه اول در شکل ۲ ارائه شده است.

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



در ادامه و با هدف بررسی وجود یک سازه‌ی کلی تر تحت عنوان «سواد هوش مصنوعی» و تعیین میزان نقش مؤلفه‌های شناسایی شده در تبیین آن، از تحلیل عاملی تأییدی مرتبه دوم استفاده شد. مدل اندازه‌گیری مربوط به تحلیل عاملی مرتبه دوم در شکل ۳ نمایش داده شده است.

شکل ۳. تحلیل عاملی مرتبه دوم با بارهای عاملی برای چهار عامل مقیاس سواد هوش مصنوعی



شکل ۲. نشان می‌دهد چهار عامل استخراج‌شده از مقیاس سواد هوش مصنوعی در این مطالعه که عبارت‌اند از آگاهی، کاربرد، ارزیابی و اخلاق به ترتیب دارای ضرایب اثر برابر با ۰/۹۰، ۰/۸۰، ۰/۹۶، ۰/۸۴ بر سازه‌ی سواد هوش مصنوعی هستند. همان‌طور که ملاحظه می‌شود مؤلفه‌ی ارزیابی با بار عاملی ۰/۹۶ دارای بالاترین میزان ضریب تأثیر بر سازه‌ی هوش مصنوعی است. این بخش از یافته‌ها بیانگر آن است که هر چهار بعد آگاهی، کاربرد، ارزیابی و اخلاق به‌عنوان ابعاد فرعی، تحت یک سازه‌ی کلی‌تر با عنوان «سواد هوش مصنوعی» قرار می‌گیرند. بر این اساس چهارچوب مفهومی این مقیاس به‌صورت یک ساختار سلسله‌مراتبی^۱ در نظر گرفته می‌شود. سنجش میزان پایایی این کل مقیاس به همراه چهار مؤلفه‌ی آن با استفاده از ضریب آلفای کرونباخ موردبررسی قرار گرفت. طبق نتایج به‌دست‌آمده میزان ضریب آلفای کرونباخ برای مؤلفه‌ی آگاهی ۰/۸۲، کاربرد ۰/۸۸، ارزیابی ۰/۸۶، اخلاق ۰/۸۶ و ضریب آلفای کرونباخ برای کل مقیاس ۰/۹۴ به دست آمد که تمامی این مقادیر

1. Hierarchical Structure

نشان داد که این مقیاس هم به صورت کلی و هم در سطح مؤلفه‌ها از میزان پایایی قابل توجهی برخوردار است. افزون بر این، نتایج تحلیل گویه‌ها حاکی از آن بود که حذف هیچ‌یک از گویه‌ها موجب افزایش معنادار در مقدار آلفای کرونباخ نمی‌گردد؛ از این رو، حفظ تمامی گویه‌ها در مقیاس موجه تشخیص داده شد.

از سوی دیگر مقادیر پایایی ترکیبی (CR) نیز برای هریک از مؤلفه‌ها محاسبه شد. مقادیر پایایی ترکیبی (CR) تمامی مؤلفه‌ها از سطح قابل قبول ($CR > 0/70$) بالاتر بودند. این مقادیر برای هریک از مؤلفه‌های آگاهی، کاربرد، ارزیابی و اخلاق به ترتیب $0/87$ ، $0/80$ و $0/85$ به دست آمد. به منظور ارزیابی روایی همگرا، شاخص میانگین واریانس استخراج شده (AVE) برای هریک از مؤلفه‌های این مقیاس محاسبه شد. نتایج نشان داد که مقادیر میانگین واریانس استخراج شده برای مؤلفه‌های کاربرد ($0/534$) و اخلاق ($0/535$) از آستانه‌ی پیشنهادی ($AVE > 0/50$) فراتر رفته بنابراین از لحاظ روایی همگرا مطلوب می‌باشند. در مقابل مقادیر میانگین واریانس استخراج شده برای مؤلفه‌های آگاهی ($0/404$) و ارزیابی ($0/402$) کمتر از حد معیار بود. بر این اساس هرچند روایی همگرای دو مؤلفه‌ی آگاهی و ارزیابی در سطح ایده‌آل قرار نداشت، اما با اندکی اغماض و با توجه به مطلوب بودن سایر شاخص‌ها مانند، بارهای عاملی مربوط به هریک از این دو مؤلفه، ضریب آلفای کرونباخ، پایایی ترکیبی و همچنین شاخص‌های برازش کلی مدل، می‌توان این دو مؤلفه را نیز از روایی همگرای قابل قبولی برخوردار دانست. در این تحلیل، میزان HTMT برای هر زوج از ابعاد چهارگانه‌ی مقیاس سواد هوش مصنوعی محاسبه شد. نتایج نشان داد که تمامی مقادیر HTMT کمتر از $0/90$ و در دامنه‌ی بین $0/63$ تا $0/85$ قرار دارد. این مقادیر مطابق با معیارهای پیشنهادی Hensler و همکاران (2015) بیانگر روایی واگرایی مناسب بین سازه‌هاست؛ بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که ابعاد مختلف این مقیاس، با وجود ارتباط مفهومی، از یکدیگر تمایز کافی داشته و ابزار مورد استفاده از نظر ساختاری دارای روایی واگرایی قابل قبول است.

بحث و نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با هدف بررسی ویژگی‌های روان‌سنجی مقیاس سواد هوش مصنوعی MA & Chen (2024) به زبان فارسی در دانشجویان ایرانی بود. مقیاس سواد هوش مصنوعی یک مقیاس خود گزارشی مربوط به اندازه‌گیری سواد دانشجویان در مورد هوش مصنوعی

است و میزان اطلاعات دانشجویان را در حوزه هوش مصنوعی در چهار بعد آگاهی، کاربرد، ارزیابی، اخلاق اندازه‌گیری می‌کند. ساختار عاملی این مقیاس از طریق تحلیل عاملی اکتشافی و تحلیل عامل تأییدی مورد بررسی قرار گرفت. مؤلفه‌های به‌دست‌آمده از تحلیل عامل اکتشافی پژوهش حاضر با مؤلفه‌های مطالعه MA and Chen (2024) همسو و حاکی از این بود که مؤلفه‌ها اعتبار لازم را برای اندازه‌گیری متغیر سواد هوش مصنوعی را دارا هستند و می‌توان آن‌ها را در ارزیابی سواد هوش مصنوعی مورد اندازه‌گیری قرار داد. همچنین نتایج تحلیل عامل تأییدی مرتبه اول نشان‌دهنده مطلوب بودن شاخص‌های برازش مدل بود. از سوی دیگر نتایج تحلیل عاملی تأییدی مرتبه دوم نشان داد که هر چهار بعد دارای بارهای عاملی معنادار و مطلوبی بر یک سازه‌ی کلی‌تر تحت عنوان سواد هوش مصنوعی هستند. این یافته‌ها بیانگر این موضوع هستند که اگرچه مقیاس موردنظر شامل چهار بعد است اما در اصل دارای ساختاری تک‌بعدی و کل‌نگر است. چنین نتیجه‌ای بیانگر این است که ساختار عاملی این مقیاس مبتنی بر یک مدل سلسله‌مراتبی است. در مدل‌های سلسله‌مراتبی عوامل فرعی به‌طور غیرمستقیم و از طریق عامل کلی‌تر، با گویه‌های مقیاس مرتبط هستند (March, 1985) بنابراین گویه‌های نسخه فارسی مقیاس سواد هوش مصنوعی، همسو با مقیاس MA and Chen (2024) اعتبار لازم را برای سنجش عوامل متغیر موردنظر در جامعه آماری مطالعه حاضر دارند. بررسی پایایی مقیاس نشان داد که هر کدام از عوامل همسو با مقیاس MA and Chen (2024) از پایایی مطلوبی (بیشتر از ۰/۸) برخوردار بودند؛ همچنین کل مقیاس نیز از پایایی مناسبی (بیشتر ۰/۹) برخوردار بود.

یافته‌های پژوهش حاضر نشان داده که هر ۲۳ گویه دارای بارهای عاملی مناسبی (بالا تر از ۰/۳۰) بر روی عوامل مربوط به خود بوده و ساختار مفهومی چهاربعدی مقیاس را حفظ و تقویت می‌کنند. این نتایج با یافته‌های پژوهش MA and Chen (2024) در تضاد است. در پژوهش MA and Chen (2024) ۸ گویه شامل گویه‌های ۴ (من تمایز میان ابزارهای هوشمند و ابزارهای غیرهوشمند را می‌دانم)، ۶ (من می‌دانم چگونه هوش مصنوعی می‌تواند به یادگیری و زندگی روزمره‌ام کمک کند)، ۹ (من می‌توانم از هوش مصنوعی برای نوآوری مانند ارائه‌ی راه‌حل‌ها یا ایده‌های تازه بهره ببرم)، ۱۱ (من می‌توانم مناسب‌ترین برنامه (اپلیکیشن) یا محصول هوش مصنوعی را برای کار خاصی انتخاب کنم)، ۱۲ (من می‌توانم برخی از محصولات یا برنامه‌هایی که از فن‌آوری هوش مصنوعی استفاده می‌کنند را نام

بیرم)، ۱۴ (زمانی که درباره‌ی محتوای تولیدشده توسط هوش مصنوعی تردید دارم می‌توانم صحت آن را بررسی کنم)، ۱۵ (من می‌دانم که چگونه اعتبار محتوای تولیدشده توسط هوش مصنوعی را بررسی کنم) و ۲۰ (من می‌توانم هنگام استفاده از محصولات هوش مصنوعی مشکلات حقوقی احتمالی (بالقوه) را شناسایی و از آن‌ها اجتناب کنم) حذف گردید به دلیل عدم برآورد بارهای عاملی مناسب از فرم نهایی حذف شدند.

بر اساس این یافته می‌توان دریافت که تفاوت‌های فرهنگی و محیطی بین دانشجویان ایرانی و چینی منجر به تغییرات اساسی در ساختار پرسشنامه نگردیده است. از آنجاکه تفاوت‌های زبانی، فرهنگی و ادراکی می‌تواند بر نحوه‌ی درک و پاسخ‌دهی به گویه‌ها تأثیرگذار باشد، حذف گویه‌ها صرفاً بر اساس نتایج نسخه اصلی می‌تواند به کاهش پوشش محتوایی و تضعیف روایی سازه در بافت فرهنگی جدید منجر شود؛ بنابراین، در نسخه فارسی با تکیه بر شواهد آماری و منطق بومی‌سازی ابزار، تصمیم بر آن شد که تمامی ۲۳ گویه حفظ شوند تا دقت، پوشش مفهومی و انطباق فرهنگی ابزار افزایش یابد. مبتنی بر آنچه در این پژوهش به دست آمد می‌توان چنین گفت که امروزه، داشتن آگاهی و سواد در زمینه‌ی هوش مصنوعی و ابزارهای مبتنی بر آن به یک مهارت اساسی و ضروری برای تمام اقشار جامعه به‌ویژه دانشجویان تبدیل شده است. ارتقا سواد و دانش به‌کارگیری هوش مصنوعی و ابزارهای متنوع در زمینه‌ی فناوری در بین دانشجویان می‌تواند نقش مهم و ارزنده‌ای را در ترویج و توسعه‌ی پایدار آموزش عالی ایفا می‌کند. بر همین اساس می‌توان چنین نتیجه گرفت که انجام دوره‌های آموزشی سواد هوش مصنوعی یک راه مهم برای ارتقاء سواد هوش مصنوعی دانشجویان است و ارزیابی علمی و مؤثر سطح سواد هوش مصنوعی دانشجویان دانشگاهی، پایه‌گذار ابتکارات سواد دیجیتال است (MA & Chen, 2024) و این امر در مورد دانشجویان ایرانی هم صادق است. در مجموع این مقیاس به‌عنوان یک ابزار سواد هوش مصنوعی را به‌خوبی موردسنجش قرار داده و در جامعه‌ی ایران پایایی و روایی مناسبی دارد. همچنین می‌تواند در موقعیت‌های آموزشی و پژوهشی مورد استفاده قرار گیرد.

از جمله محدودیت‌های پژوهش حاضر آن است که اندازه‌گیری سواد هوش مصنوعی از طریق مقیاس خودگزارشی می‌تواند باعث ایجاد خطا در اندازه‌گیری میزان سواد هوش مصنوعی شود؛ بنابراین پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی از روش‌های کیفی مانند مصاحبه با افراد نیز استفاده شود. همچنین مشاهده‌ی علمی در محیط‌های مختلف می‌تواند

درک بهتری از عوامل سواد هوش مصنوعی فراهم نماید. علاوه بر این، با توجه به اینکه مطالعه در بین دانشجویان سه دانشگاه قم، لرستان و دانشگاه صنعتی تفرش انجام شده است، لذا پیشنهاد می‌گردد که در پژوهش‌های آتی، مقیاس سواد هوش مصنوعی در جوامع دیگر نیز مورد بررسی قرار گیرد. یکی دیگر از محدودیت‌های پژوهش، استفاده از روش نمونه‌گیری در دسترس بود. به دلیل محدودیت‌های زمانی و دشواری در دسترسی به جامعه آماری گسترده‌تر، امکان بهره‌گیری از روش‌های نمونه‌گیری تصادفی فراهم نبود؛ بنابراین، استفاده از روش نمونه‌گیری در دسترس ممکن است تعمیم‌پذیری نتایج را با محدودیت‌هایی مواجه سازد. لذا پیشنهاد می‌شود در مطالعات آتی از روش‌های نمونه‌گیری تصادفی یا طبقه‌بندی‌شده استفاده شود تا نتایج حاصل از پژوهش با دقت و قابلیت تعمیم‌پذیری بیشتری به جمعیت‌های گسترده‌تر همراه باشد. همچنین بهره‌گیری از نمونه‌هایی با تنوع بیشتر از نظر رشته تحصیلی، منطقه جغرافیایی و دانشگاه می‌تواند به اعتبار بیرونی یافته‌ها کمک شایانی کند.

اضافه بر این و بر اساس یافته‌های پژوهش حاضر پیشنهاد می‌شود متولیان سیاست‌گذاری‌های کلان در سطح آموزش عالی با همکاری دانشگاه‌ها نسبت به طراحی و اجرای دوره‌های آموزشی کوتاه‌مدت برای ارتقاء سواد هوش مصنوعی در میان دانشجویان اقدام نماید. از سوی دیگر در سطح دانشگاه نیز، برنامه‌ریزان درسی می‌توانند با توجه به ابعاد چهارگانه‌ی این مقیاس (آگاهی، کاربرد، ارزیابی و اخلاق)، محتوای دروس مرتبط با فناوری‌های نوین را بازنگری و غنی‌سازی نمایند. علاوه بر این در سطح پژوهشی نیز پیشنهاد می‌شود، مطالعات آتی به بررسی رابطه‌ی سواد هوش مصنوعی با متغیرهایی چون عملکرد تحصیلی، نگرش به فناوری، و سواد دیجیتال در گروه‌های مختلف دانشجویی بپردازند. همچنین، در سطح فرهنگی-اجتماعی، توسعه‌ی محتوای آموزشی بومی و قابل‌دسترس در فضای مجازی می‌تواند نقش مؤثری در ارتقاء دانش عمومی نسبت به هوش مصنوعی در میان جوانان ایفا نماید.

تعارض منافع

نویسندگان این پژوهش اعلام می‌کنند هیچ‌گونه تعارض منافی ندارند

سپاسگزاری

بدین وسیله از کلیه دانشجویان همچنین مسئولینی که ما را در انجام این پژوهش یاری نمودند تقدیر و تشکر صمیمانه می‌شود

References

- Antonenko, P., & Abramowitz, B. (2022). In-service teachers' (mis)conceptions of artificial intelligence in K-12 science education. *Journal of Research on Technology in Education*, 55(1), 64–78. <https://doi.org/10.1080/15391523.2022.2119450>
- Avinç, E., & Doğan, F. (2024). Digital literacy scale: Validity and reliability study with the rasch model. *Education and Information Technologies*. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12662-7>
- Biagini, G., Cuomo, S., & Ranieri, M. (2023). Developing and Validating a Multidimensional AI Literacy Questionnaire: Operationalizing AI Literacy for Higher Education. *AIxEDU@AI IA*.
- Brownsword, R., & Harel, A. (2019). Law, liberty and technology: criminal justice in the context of smart machines. *International Journal of Law in Context*, 15(2), 107–125. <https://doi.org/10.1017/s1744552319000065>
- Carolus, A., Augustin, Y., Markus, A., & Wienrich, C. (2022). Digital interaction literacy model – Conceptualizing competencies for literate interactions with voice-based AI systems. *Computers and Education Artificial Intelligence*, 4, 100114. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100114>
- 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 (Cornell University)*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2302.09319>
- Cattell, R. B. (1966). The Scree Test for the Number of Factors. *Multivariate Behavioral Research*, 1(2), 245–276. https://doi.org/10.1207/s15327906mbr0102_10
- Çelebi, C., Yilmaz, F., Demir, U., & Karakuş, F. (2023). Artificial Intelligence, AI literacy, Digital literacy, AI literacy scale. *Öğretim Teknolojisi Ve Hayat Boyu Öğrenme Dergisi - Instructional Technology and Lifelong Learning*. <https://doi.org/10.52911/itall.1401740>
- Cetindamar, D., Kitto, K., Wu, M., Zhang, Y., Abedin, B., & Knight, S. (2022). Explicating AI Literacy of Employees at Digital Workplaces. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 71, 810–823. <https://doi.org/10.1109/tem.2021.3138503>
- Chen, Y. K., & Wen, C. R. (2020). Impacts of Attitudes toward Government and Corporations on Public Trust in Artificial Intelligence. *Communication Studies*, 72(1), 115–131. <https://doi.org/10.1080/10510974.2020.1807380>
- Chiu, T. K. F., Meng, H., Chai, C., 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>
- Chung, M., Kim, J., & Hwang, H. (2021). A Study on Development and Validation of Digital Literacy Measurement Tool. *Journal of Internet Computing and Services*, 22(4), 51–63. <https://doi.org/10.7472/jksii.2021.22.4.51>

- Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2019). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 24–42. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0>
- Eshet-Alkalai, Y., Tel Hai Academic College, & the Open University of Israel. (2004). Digital Literacy: A Conceptual Framework for Survival Skills in the Digital Era. In *Jl. Of Educational Multimedia and Hypermedia* (Vols. 13–1, pp. 93–106).
- Grassini, S. (2023b). Development and validation of the AI attitude scale (AIAS-4): a brief measure of general attitude toward artificial intelligence. *Frontiers in Psychology*, 14. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1191628>
- Henseler, J., Ringle, C. M., & 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>.
- Hornberger, M., Bewersdorff, A., & Nerdel, C. (2023). What do university students know about Artificial Intelligence? Development and validation of an AI literacy test. *Computers and Education Artificial Intelligence*, 5, 100165. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100165>
- Hwang, H., Liu, C., & Cui, Q. (2023). Development and Validation of a Digital Literacy Scale in the Artificial Intelligence Era for College Students. *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, 17(8). <https://doi.org/10.3837/tiis.2023.08.016>
- Jang, M. (2024). AI Literacy and intention to use Text-Based GenAI for learning: The case of business students in Korea. *Informatics*, 11(3), 54. <https://doi.org/10.3390/informatics11030054>
- Koch, M. J., Carolus, A., Wienrich, C., & Latoschik, M. E. (2024). Meta AI Literacy Scale: Further validation and development of a short version. *Heliyon*, 10(21), e39686. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e396>
- Laupichler, M. C., Aster, A., Haverkamp, N., & Raupach, T. (2023). Development of the “Scale for the assessment of non-experts’ AI literacy” – An exploratory factor analysis. *Computers in Human Behavior Reports*, 12, 100338. <https://doi.org/10.1016/j.chbr.2023.100338>
- Li, Y., Li, Y., Wei, M., & Li, G. (2024). Innovation and challenges of artificial intelligence technology in personalized healthcare. *Scientific Reports*, 14(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-70073-7>
- Lindner, A., & Berges, M. (2020). Can you explain AI to me? Teachers’ pre-concepts about Artificial Intelligence. <https://doi.org/10.1109/fie44824.2020.9274136>
- Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI Literacy? Competencies and Design Considerations. <https://doi.org/10.1145/3313831.3376727>
- Ma, S., & Chen, Z. (2024). The Development and Validation of the Artificial Intelligence Literacy Scale for Chinese College Students (AILS-CCS). *IEEE Access*, 1. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3468378>
- Marsh, H. W. (1987). The Hierarchical Structure of Self-Concept and the Application of Hierarchical Confirmatory Factor Analysis. *Journal of Educational Measurement*, 24(1), 17–39. <https://doi.org/10.1111/j.1745-3984.1987.tb00259.x>
- Martínez-Alcalá, C. I., Rosales-Lagarde, A., De Los Ángeles Alonso-Lavernia, M., Ramírez-Salvador, J. Á., Jiménez-Rodríguez, B., Cepeda-Rebollar, R. M., López-Noguerola, J. S., Bautista-Díaz, M. L., & Agis-Juárez, R. A. (2018). Digital Inclusion in Older Adults: A Comparison Between Face-to-Face and

- Blended Digital Literacy Workshops. *Frontiers in ICT*, 5. <https://doi.org/10.3389/fict.2018.00021>
- McDermid, J. A., Jia, Y., Porter, Z., & Habli, I. (2021). Artificial intelligence explainability: the technical and ethical dimensions. *Philosophical Transactions of the Royal Society a Mathematical Physical and Engineering Sciences*, 379(2207), 20200363. <https://doi.org/10.1098/rsta.2020.0363>
- Mertala, P., Fagerlund, J., & Calderon, O. (2022). Finnish 5th and 6th grade students' pre-instructional conceptions of artificial intelligence (AI) and their implications for AI literacy education. *Computers and Education Artificial Intelligence*, 3, 100095. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100095>
- Montag, C., Nakov, P., & Ali, R. (2024). On the need to develop nuanced measures assessing attitudes towards AI and AI literacy in representative large-scale samples. *AI & Society*. <https://doi.org/10.1007/s00146-024-01888-1>
- 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, 100041. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100041>
- Norman, D. (2016). *The Design of Everyday Things*. <https://doi.org/10.15358/9783800648108>
- Reddy, S., Fox, J., & Purohit, M. P. (2018). Artificial intelligence-enabled healthcare delivery. *Journal of the Royal Society of Medicine*, 112(1), 22–28. <https://doi.org/10.1177/0141076818815510>
- Rodríguez-García, J. D., Moreno-León, J., Román-González, M., & Robles, G. (2021). Evaluation of an Online Intervention to Teach Artificial Intelligence with LearningML to 10-16-Year-Old Students. <https://doi.org/10.1145/3408877.3432393>
- Rosemann, A., & Zhang, X. (2021). Exploring the social, ethical, legal, and responsibility dimensions of artificial intelligence for health – a new column in Intelligent Medicine. *Intelligent Medicine*, 2(2), 103–109. <https://doi.org/10.1016/j.imed.2021.12.002>
- Russell, S., & Norvig, P. (2016). Artificial Intelligence: A Modern Approach, eBook, Global Edition. <https://elibrary.pearson.de/book/99.150005/9781292153971>
- Schepman, A., & Rodway, P. (2022). The General Attitudes towards Artificial Intelligence Scale (GAAIS): Confirmatory Validation and Associations with Personality, Corporate Distrust, and General Trust. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 39(13), 2724–2741. <https://doi.org/10.1080/10447318.2022.2085400>
- Southworth, J., Migliaccio, K., Glover, J., Glover, J., Reed, D., McCarty, C., Brendemuhl, J., & Thomas, A. (2023). Developing a model for AI Across the curriculum: Transforming the higher education landscape via innovation in AI literacy. *Computers and Education Artificial Intelligence*, 4, 100127. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100127>
- Stahl, B. C., Antoniou, J., Bhalla, N., Brooks, L., Jansen, P., Lindqvist, B., Kirichenko, A., Marchal, S., Rodrigues, R., Santiago, N., Warso, Z., & Wright, D. (2023). A systematic review of artificial intelligence impact assessments. *Artificial Intelligence Review*, 56(11), 12799–12831. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10420-8>
- Tinmaz, H., Lee, Y., Fanea-Ivanovici, M., & Baber, H. (2022). A systematic review on digital literacy. *Smart Learning Environments*, 9(1). <https://doi.org/10.1186/s40561-022-00204-y>
- Wang, Y., & Chuang, Y. (2023b). DEVELOPMENT AND VALIDATION OF A SCALE TO MEASURE ARTIFICIAL INTELLIGENCE LITERACY ATTITUDES. *INTED Proceedings*. <https://doi.org/10.21125/inted.2023.1236>

- Wang, Y., & Wang, Y. (2019). 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>
- Xiao, J., Alibakhshi, G., Zamanpour, A., Zarei, M. A., Sherafat, S., & Behzadpoor, S. (2024). How AI literacy affects students' educational attainment in online learning: Testing a Structural Equation Model in Higher Education context. *The International Review of Research in Open and Distributed Learning*, 25(3), 179–198. <https://doi.org/10.19173/irrodl.v25i3.7720>
- Zhai, X., Chu, X., Chai, C. S., Jong, M. S. Y., Istenic, A., Spector, M., Liu, J., Yuan, J., & Li, Y. (2021). A Review of Artificial Intelligence (AI) in Education from 2010 to 2020. *Complexity*, 2021, 1–18. <https://doi.org/10.1155/2021/8812542>
- Zhang, B., & Dafoe, A. (2019). Artificial Intelligence: American Attitudes and Trends. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3312874>