

Assessment of Artificial Intelligence Literacy and Conceptual Structure Analysis Among Students of Allameh Tabataba'i University

1. Mostafa Omid^{*}: Master's student in Educational Technology, Faculty of Psychology and Educational Sciences, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran.

2. Zahra Jamebozorg^{*}: Associate Professor, Department of Educational Technology, Faculty of Psychology and Educational Sciences, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran.

*Corresponding Author's Email Address: momidi77223@gmail.com

Abstract:

Given the increasing role of artificial intelligence (AI) technologies in higher education, assessing students' competencies in understanding and applying AI is essential. Accordingly, the aim of the present study is to evaluate AI literacy and analyze its conceptual structure among students at Allameh Tabataba'i University, with a focus on three components: AI literacy, AI self-efficacy, and AI self-management. This study is applied in its objective and descriptive-analytical in nature. Data were collected through a survey method using a questionnaire. The data were analyzed on two levels: (1) descriptive analysis and one-sample t-test to assess the level of AI literacy; (2) confirmatory factor analysis and structural equation modeling to evaluate the conceptual structure of the questionnaire. The research instrument was the AI Literacy Scale developed by Karolus et al. (2023), which was distributed among a sample of 203 students at Allameh Tabataba'i University during the 2024–2025 academic year. Data analysis was conducted using SPSS 26 and PLS 3 software. The results of the one-sample t-test indicated that the mean scores of students in all three components were significantly higher than the theoretical average. The confirmatory factor analysis revealed that the three-dimensional structure of the instrument had a satisfactory fit. Moreover, Cronbach's alpha coefficients and composite reliability indices indicated high reliability of the instrument. The students under study demonstrated a relatively favorable level of AI literacy. These findings can contribute to the design of AI-related courses and educational resources in universities, particularly in enhancing students' self-efficacy and practical skills.

Keywords: Artificial Intelligence Literacy, Higher Education, Students, Confirmatory Factor Analysis, Structural Equation Modeling.

How to Cite: Omid, M., & Jamebozorg, Z. (2025). Assessment of Artificial Intelligence Literacy and Conceptual Structure Analysis Among Students of Allameh Tabataba'i University. *Management, Education and Development in Digital Age*, 2(2), 1-18.



ارزیابی سواد هوش مصنوعی و تحلیل ساختار مفهومی آن در میان دانشجویان دانشگاه علامه طباطبائی

۱. مصطفی امید[✉]؛ دانشجوی کارشناسی ارشد تکنولوژی آموزشی، دانشکده روان‌شناسی و علوم تربیتی، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران.

۲. زهرا جامه‌بزرگ^{ID}؛ دانشیار، گروه تکنولوژی آموزشی، دانشکده روان‌شناسی و علوم تربیتی، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران.

*پست الکترونیک نویسنده مسئول: momidi77223@gmail.com

چکیده

با توجه به نقش فزاینده‌ی فناوری‌های هوش مصنوعی در آموزش عالی، ارزیابی شایستگی‌های دانشجویان در درک و کاربرد هوش مصنوعی ضروری است. از این رو، هدف از پژوهش حاضر، ارزیابی سواد هوش مصنوعی و تحلیل ساختار مفهومی آن در میان دانشجویان دانشگاه علامه طباطبائی با تمرکز بر سه مؤلفه‌ی سواد هوش مصنوعی، خودکارآمدی هوش مصنوعی و خودمدیریتی هوش مصنوعی است. پژوهش حاضر از نظر هدف، کاربردی و از نظر ماهیت توصیفی-تحلیلی است. گردآوری داده‌ها به شیوه‌ی زمینه‌یابی و با استفاده از پرسشنامه انجام شد. داده‌ها در دو سطح تحلیل شدند: ۱) تحلیل توصیفی و آزمون t تک‌نمونه‌ای برای ارزیابی سطح سواد هوش مصنوعی؛ ۲) تحلیل عاملی تأییدی و مدل‌سازی معادلات ساختاری به منظور ارزیابی ساختار مفهومی پرسشنامه. ابزار پژوهش، مقیاس سواد هوش مصنوعی کارولوس و همکاران (۲۰۲۳) بود که بر روی نمونه‌ای ۲۰۳ نفره از دانشجویان دانشگاه علامه طباطبائی در سال تحصیلی ۱۴۰۳-۱۴۰۴ توزیع شد. داده‌ها با استفاده از نرم‌افزارهای SPSS۲۶ و PLS۳ تحلیل شدند. نتایج آزمون t تک‌نمونه‌ای نشان داد که میانگین نمرات دانشجویان در هر سه مؤلفه، به‌طور معناداری بالاتر از سطح متوسط نظری بود. تحلیل عاملی تأییدی نشان داد که ساختار سه‌بعدی ابزار از برازش مطلوبی برخوردار است. همچنین، ضرایب آلفای کرونباخ و شاخص‌های پایایی ترکیبی، نشان‌دهنده‌ی قابلیت اعتماد بالای ابزار بودند. دانشجویان مورد مطالعه از سطح نسبتاً مطلوبی از سواد هوش مصنوعی برخوردارند. این یافته‌ها می‌تواند در طراحی دوره‌ها و منابع آموزشی مرتبط با AI در دانشگاه‌ها مؤثر واقع شود، به‌ویژه در تقویت خودکارآمدی و مهارت‌های کاربردی دانشجویان.

کلیدواژه‌گان: سواد هوش مصنوعی، آموزش عالی، دانشجویان، تحلیل عاملی تأییدی، مدل‌سازی معادلات ساختاری.

نحوه استناددهی: امید، مصطفی. و جامه‌بزرگ، زهرا. (۱۴۰۴). ارزیابی سواد هوش مصنوعی و تحلیل ساختار مفهومی آن در میان دانشجویان دانشگاه علامه طباطبائی، مدیریت، آموزش و توسعه در عصر دیجیتال، ۲(۲)، ۱۸-۱.



مقدمه

هوش مصنوعی (AI) به‌عنوان یکی از پیشگامان تحول دیجیتال در قرن بیست و یکم، در حال تغییر بنیادین نحوه زیست، کار و یادگیری انسان‌هاست. این فناوری، نه‌تنها حوزه‌های صنعتی نظیر تولید، خدمات، بازاریابی، پزشکی و حمل‌ونقل را دگرگون کرده، بلکه به‌صورت فزاینده‌ای در فضای آموزش عالی نیز نفوذ کرده است، تا جایی که برخی آن را به‌مثابه یک فناوری زیربنایی در مؤسسات آموزشی قلمداد می‌کنند (Barrett et al., 2019). از همین رو، شناسایی و ارزیابی شایستگی‌های فناورانه‌ی دانشجویان، به‌ویژه در زمینه‌ی درک و کاربرد هوش مصنوعی، اهمیتی مضاعف یافته است.

هوش مصنوعی در آموزش عالی نقشی فراتر از ابزاری تکنولوژیک دارد و به‌مثابه عاملی تحول‌زا، زمینه‌های لازم برای یادگیری شخصی‌سازی‌شده، تحلیل رفتاری دانشجویان، ارتقای عملکرد تحصیلی و حتی بازاریابی در روش‌های سنتی آموزش را فراهم می‌کند (Ng et al., 2023; Singh & Mishra, 2023). از این رو، آنچه برای مواجهه مؤثر با این فناوری اهمیت دارد، تنها آشنایی سطحی یا مهارتی با ابزارهای مبتنی بر AI نیست، بلکه آنچه به‌شدت مورد نیاز است، نوعی شایستگی مفهومی، شناختی و روان‌شناختی تحت عنوان «سواد هوش مصنوعی» است (Laupichler et al., 2022; Ng et al., 2021b).

مفهوم «سواد» در بسترهای آموزشی معاصر فراتر از خواندن و نوشتن تعریف می‌شود. این واژه اکنون در حوزه‌های متنوعی از جمله سواد اطلاعاتی، سواد رسانه‌ای، سواد دیجیتال و سواد فناوری توسعه یافته و منجر به ظهور مفهوم «سواد هوش مصنوعی» شده است که به معنای توانایی فرد برای درک، تحلیل، استفاده و تعامل مؤثر با سیستم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی تعریف می‌شود (Carolus et al., 2022; Cetindamar et al., 2022). این سواد شامل ابعاد مختلفی همچون درک فنی، ارزیابی انتقادی، کاربرد اخلاقی، و توانایی مدیریت شخصی در استفاده از AI است (Faruque et al., 2021; Ng et al., 2021a).

مطالعات اخیر حاکی از آن است که سواد هوش مصنوعی از سه مؤلفه‌ی اصلی تشکیل شده است: «سواد مفهومی»، «خودکارآمدی» و «خودمدیریتی» (Carolus et al., 2023). سواد مفهومی اشاره به درک نظری فرد از مفاهیم، الگوریتم‌ها و کاربردهای هوش مصنوعی دارد؛ خودکارآمدی به اعتماد به نفس فرد برای استفاده از ابزارهای مبتنی بر AI در موقعیت‌های واقعی اشاره دارد؛ و خودمدیریتی بیانگر توانایی فرد در تنظیم رفتارها و یادگیری خود در تعامل با سیستم‌های هوش مصنوعی است (Laupichler et al., 2022; Ng et al., 2022). این سه بعد به‌صورت هم‌افزا، درک جامعی از سواد هوش مصنوعی ایجاد می‌کنند و مبنای سنجش دقیق این شایستگی در محیط‌های آموزشی را فراهم می‌سازند.

با وجود تلاش‌های علمی برای تبیین چارچوب‌های مفهومی در زمینه‌ی سواد AI، تاکنون توافق جامعی درباره مؤلفه‌های سازنده آن حاصل نشده است (Faruque et al., 2021; Ng et al., 2021a). با این حال، مطالعاتی مانند پژوهش Long و Magerko (۲۰۲۰) تلاش کرده‌اند تا مدل‌های اولیه‌ی شایستگی را معرفی کنند که شامل ۱۶ مؤلفه‌ی کلیدی از جمله تفکر انتقادی، درک الگوریتم‌ها، استفاده عملی، و اخلاق فناوری می‌شود (Long & Magerko, 2020). همچنین پژوهش Wang و همکاران (۲۰۲۲) مقیاس معتبری برای سنجش سواد AI در جمعیت عمومی طراحی کرده‌اند که شامل چهار عامل «آگاهی»، «کاربرد»، «ارزیابی» و «اخلاق» است (Wang et al., 2022). از سوی دیگر، مطالعات گسترده‌تری نیز به طراحی ابزارهای دقیق و چندبعدی برای سنجش سواد هوش مصنوعی پرداخته‌اند. به‌عنوان نمونه، Pinski و Benlian (۲۰۲۳) با بهره‌گیری از مدل‌سازی معادلات ساختاری، مدلی برای سنجش شایستگی‌های انسانی در زمینه‌ی هوش مصنوعی ارائه کرده‌اند که گرچه با محدودیت حجم نمونه مواجه بود، اما پایه‌ای برای پژوهش‌های آینده ایجاد نمود (Pinski & Benlian, 2023). به‌تازگی، مدل MAILS که توسط Carolus و همکاران (۲۰۲۳) طراحی شده، در قالب ۲۹ سؤال و سه مؤلفه‌ی کلیدی طراحی شده و از اعتبار سازه‌ای و روایی محتوایی مطلوبی برخوردار است (Carolus et al., 2023).

با وجود چنین پیشرفت‌هایی، بررسی نظام‌مند ابزارهای سنجش موجود نشان می‌دهد که بسیاری از آن‌ها هنوز از نظر پایایی ترکیبی، اعتبار محتوا و سنجش بین‌فرهنگی دچار کاستی‌اند. مرور نظام‌مند Lintner (۲۰۲۴) بر روی ۲۲ پژوهش و ۱۶ ابزار سنجش سواد AI، سه مؤلفه‌ی مشترک را در میان ابزارهای معتبر شناسایی کرد: «درک فنی»، «ارزیابی

انتقادی»، و «تعامل عملی» با سیستم‌های (Lintner, 2024) AI. این یافته‌ها ضرورت بازنگری در ابزارهای رایج و توسعه‌ی مقیاس‌های دقیق‌تری را برای سنجش سواد هوش مصنوعی برجسته می‌سازد.

در سطح بین‌المللی، اقدامات آموزشی در راستای ارتقای سواد هوش مصنوعی در تمامی سطوح سنی و تحصیلی در حال انجام است. از دوره‌های ابتدایی (Su & Ng, 2023) تا دبیرستانی (Ng et al., 2022) و آموزش عالی (Laupichler et al., 2022)، تلاش‌هایی برای آشنایی دانش‌آموزان با مبانی AI در حال گسترش است. همچنین چارچوب‌های مفهومی ارائه‌شده توسط Ng و همکاران (۲۰۲۱) که شامل چهار بعد اصلی سواد هوش مصنوعی هستند، به‌عنوان مرجع در طراحی برنامه‌های درسی به‌کار می‌روند (Ng et al., 2021a).

در ایران نیز پژوهش‌های متعددی در راستای فهم وضعیت سواد هوش مصنوعی آغاز شده‌اند. پژوهش Sezavar و همکاران (۲۰۲۴) نشان داد که سطح سواد AI در بین معلمان دوره ابتدایی پایین‌تر از حد انتظار است و نیاز به بازآموزی و تجهیز حرفه‌ای جدی دارد (Sezavar et al., 2024). همچنین مطالعه Amirkhaninia و همکاران (۲۰۲۴) اثبات کرد که هوش مصنوعی تأثیر مثبت و معناداری بر ارتقای علمی دانشجویان در مؤسسات فنی دارد (Amirkhaninia et al., 2024). نتایج تحقیق Hajianvari و Ramezani (۲۰۲۴) نیز بیانگر آن است که مؤلفه‌هایی چون سودمندی ادراک‌شده، نیت رفتاری، و نگرش نسبت به فناوری نقش مهمی در پذیرش AI دارند و سطح سواد AI در بین اعضای هیأت علمی دانشگاه‌ها در حد مطلوبی نیست (Hajianvari & Ramezani, 2024). از منظر اخلاقی، مطالعه Rostaminejad و Izi (۲۰۲۳) تأکید دارد که افزایش سطح سواد AI پیش‌نیاز تحقق استفاده مسئولانه و اخلاق‌محور از فناوری‌های هوشمند در آموزش عالی است (Rostaminejad & Izi, 2023).

با وجود تلاش‌های صورت‌گرفته، بررسی ساختاریافته‌ی سواد هوش مصنوعی در جمعیت دانشجویی ایران، به‌ویژه با استفاده از ابزارهای معتبر بین‌المللی، هنوز محدود باقی مانده است. در چنین بستری، پژوهش حاضر بر آن است تا با استفاده از مقیاس MAIIS، سطح سواد هوش مصنوعی و ابعاد سه‌گانه‌ی آن را در بین دانشجویان دانشگاه علامه طباطبائی مورد ارزیابی قرار دهد. این دانشگاه به‌دلیل ماهیت علوم انسانی و اجتماعی آن، بستر مناسبی برای بررسی درک مفهومی و نگرشی نسبت به فناوری‌های نوین فراهم می‌آورد. علاوه بر این، تحلیل ساختار مفهومی سواد هوش مصنوعی و روابط بین مؤلفه‌ها از طریق مدل‌سازی معادلات ساختاری می‌تواند بینشی راهبردی برای طراحی برنامه‌های درسی، توسعه مهارت‌های نرم، و ارتقای سواد فناورانه در دانشجویان ایرانی فراهم سازد.

از آنجا که سواد هوش مصنوعی به‌عنوان یکی از شایستگی‌های بنیادین قرن بیست‌ویکم در حال مطرح‌شدن است، دانشگاه‌ها وظیفه دارند نه تنها این سواد را به‌عنوان هدفی آموزشی مدنظر قرار دهند، بلکه در طراحی منابع درسی، شیوه‌های ارزیابی، و انتخاب محتوای آموزشی نیز به آن توجه کنند (Ng et al., 2023; Wienrich et al., 2022). طراحی دوره‌های میان‌رشته‌ای، گنجانیدن کارگاه‌های مهارت‌محور و آموزش مبتنی بر تجربه از جمله اقداماتی است که می‌تواند شکاف بین درک مفهومی و توان عملیاتی دانشجویان را پر کند (Singh & Mishra, 2023; Su & Ng, 2023).

پژوهش حاضر با در نظر گرفتن تمامی این ابعاد و بر پایه‌ی ادبیات نظری گسترده، قصد دارد پاسخی علمی به این پرسش دهد که سطح سواد هوش مصنوعی در بین دانشجویان دانشگاه علامه طباطبائی در چه وضعیتی قرار دارد و ساختار مفهومی این سواد چگونه قابل تبیین و سنجش است.

روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر از نظر هدف، کاربردی و از نظر ماهیت توصیفی-تحلیلی است. گردآوری داده‌ها به شیوه‌ی زمینه‌یابی و با استفاده از پرسشنامه انجام شد. مطالعه در دو سطح انجام شده است: ۱) تحلیل توصیفی و آزمون t تک‌نمونه‌ای به منظور ارزیابی سطح سواد هوش مصنوعی و مؤلفه‌های آن؛ ۲) تحلیل عاملی تأییدی (CFA) و مدل‌سازی معادلات ساختاری (SEM) جهت بررسی ساختار مفهومی پرسشنامه و روابط بین خرده‌مقیاس‌های تشکیل‌دهنده‌ی سواد هوش مصنوعی. جامعه‌ی آماری پژوهش حاضر، شامل کلیه‌ی دانشجویان دانشگاه علامه طباطبائی است که در سال تحصیلی ۱۴۰۳-۱۴۰۴ مشغول به تحصیل بودند. حجم نمونه در معادلات ساختاری بر اساس تعداد سوالات یا گویه‌های پرسشنامه مشخص می‌شود و حداقل تعداد آن ۲۰۰ است. طبق نظر کلاین (۲۰۰۰) حجم نمونه‌ی معمولی در مطالعاتی که از معادلات ساختاری استفاده می‌شود حدود ۲۰۰ مورد

است. با توجه به تعداد سوالات پرسشنامه‌ی مورد استفاده در پژوهش، نمونه‌ای به تعداد ۲۰۳ نفر در نظر گرفته شد که به شیوه‌ی نمونه‌گیری در دسترس به پژوهش وارد شدند. معیار ورود به پژوهش دانشجویان دانشگاه علامه طباطبائی، دامنه‌ی سنی ۱۸ تا ۵۰ سال، نداشتن مشکلات روانشناختی و پزشکی مختل‌کننده، عدم مصرف مواد، عدم مردودی و تعلیق در ترم جاری و معیار خروج، نداشتن زمان کافی و پر کردن ناقص پرسشنامه‌ی تحقیق بود. ملاحظات اخلاقی پژوهش شامل ارائه‌ی اطلاعات کتبی درباره‌ی پژوهش به شرکت‌کنندگان، اطمینان خاطر به افراد درباره‌ی رعایت محرمانه‌بودن اطلاعات به دست آمده و استفاده از آن فقط در امور پژوهشی، داوطلبانه بودن مشارکت در مطالعه، ثبت نشدن نام و نام‌خانوادگی ایشان به منظور رعایت حریم خصوصی و دریافت رضایت کتبی از شرکت‌کنندگان بود. پس از هماهنگی‌های لازم با معاونت پژوهشی دانشگاه، پرسشنامه‌های تهیه شده در اختیار دانشجویان قرار گرفت. ضمن توضیح در رابطه با اهداف تحقیق و لزوم داشتن زمان مناسب برای پاسخگویی به سوالات، از آن‌ها خواسته شد که با کمال صداقت به سوالات پاسخ دهند. در نهایت داده‌ها به روش ماتریس همبستگی و مدل‌سازی معادلات ساختاری با استفاده از نرم افزار $spss26$ و $plis3$ مورد تحلیل قرار گرفتند. تحلیل داده‌ها در دو مرحله انجام شد: ابتدا با استفاده از آزمون‌های توصیفی و آزمون t تک‌نمونه‌ای، سطح سواد هوش مصنوعی و ابعاد آن در جامعه‌ی مورد مطالعه، بررسی گردید. سپس به‌منظور ارزیابی روایی ساختاری ابزار و بررسی روابط بین مؤلفه‌های اصلی سواد هوش مصنوعی (به‌عنوان ساختاری چندبعدی)، از تحلیل عاملی تأییدی و مدل‌سازی معادلات ساختاری استفاده شد. این رویکرد امکان شناخت دقیق‌تری از تعامل درونی مؤلفه‌ها و شناسایی نقاط تمرکز برای مداخلات آموزشی فراهم می‌کند. هرچند هدف اصلی پژوهش حاضر، ارزیابی میزان سواد هوش مصنوعی و ابعاد آن در میان دانشجویان بوده‌است، اما تحلیل عاملی تأییدی و مدل‌سازی معادلات ساختاری با هدف تأیید ساختار مفهومی ابزار مورد استفاده قرار گرفت. بررسی روابط بین مؤلفه‌های ابزار، در قالب تحلیل مسیر، به منظور ارزیابی روایی سازه و انسجام درونی مدل طراحی شده و نه به‌عنوان آزمون فرضیه‌های علی. این رویکرد کمک می‌کند اعتبار مفهومی پرسش‌نامه و پیوستگی منطقی میان ابعاد مختلف سواد هوش مصنوعی تأیید شود. برای ارزیابی وضعیت سطح سواد هوش مصنوعی و ابعاد سه‌گانه آن، از آزمون t تک‌نمونه‌ای استفاده شد. با توجه به اینکه پاسخ‌ها در مقیاس لیکرت ۵ درجه‌ای (۱ تا ۵) گزارش شده‌اند، عدد ۳ به‌عنوان میانگین نظری در نظر گرفته شد. این تحلیل مشخص می‌کند که آیا میانگین نمرات به‌دست‌آمده برای هر بعد از سواد هوش مصنوعی، به‌طور معناداری با سطح متوسط تفاوت دارد یا خیر. این آزمون در کنار تحلیل عاملی، کمک می‌کند هم سطح سواد بررسی شود و هم ساختار مفهومی آن تحلیل گردد.

ابزار پژوهش، پرسشنامه‌ی سواد هوش مصنوعی کارولوس و همکاران (۲۰۲۳) بود. این پرسشنامه ۲۹ سوال دارد و دارای سه خرده‌مقیاس سواد هوش مصنوعی، خودکارآمدی هوش مصنوعی و خودمدیریتی هوش مصنوعی می‌باشد. افراد پاسخ خود را بر روی یک طیف لیکرت ۵ درجه‌ای نمره‌گذاری می‌کنند. کارولوس و همکاران پایایی ابزار تحقیق را در پژوهش خود به روش آلفای کرونباخ ۰/۹۰ برآورد کرده‌اند. همچنین همبستگی سواد هوش مصنوعی، خودکارآمدی هوش مصنوعی و خودمدیریتی هوش مصنوعی با نمره‌ی کل پرسشنامه به ترتیب ۰/۹۴، ۰/۸۹ و ۰/۶۳ بود که نشان از روایی سازه مناسب ابزار تحقیق است. در پژوهش حاضر، ابتدا این پرسشنامه توسط متخصص زبان انگلیسی ترجمه و سپس توسط متخصصان و اساتید حوزه‌ی تکنولوژی آموزشی روایی صوری و محتوایی آن مورد تأیید قرار گرفت. نگارندگان مقاله، تصمیم گرفتند نام خرده‌مقیاس‌های پیشنهادی توسط کارولوس و همکاران (۲۰۲۳) را حفظ کنند، هر چند احتمال دارد که اولین خرده‌مقیاس (سواد هوش مصنوعی) با نتیجه‌ی نهایی پژوهش که نویسندگان آن را یک «مقیاس» می‌نامند، اشتباه گرفته‌شود. برای بررسی پایایی ابزار تحقیق از روش آلفای کرونباخ استفاده شد که نتایج آن برای نمره‌ی کلی پرسشنامه ۰/۹۲۲ و برای خرده‌مقیاس‌های سواد هوش مصنوعی، خودکارآمدی هوش مصنوعی و خودمدیریتی هوش مصنوعی به ترتیب برابر با ۰/۹۰، ۰/۸۲ و ۰/۷۴ برآورد شد که نشان از پایایی مطلوب بود. همچنین همبستگی مناسب خرده‌مقیاس‌های با نمره کلی تحقیق نشان از روایی سازه پرسشنامه بود. همچنین نتایج تحلیل عاملی تأییدی نشان داد که مقادیر T همه‌ی سوالات تحقیق بالای ۱/۹۶ برآورد و معنادار هستند.

یافته‌ها

ابتدا به بررسی ویژگی‌های جمعیت‌شناختی نمونه‌ی پژوهش پرداخته می‌شود (جدول ۱).



جدول ۱. جدول ویژگی‌های جمعیت‌شناختی نمونه‌ی پژوهش

متغیر	گروه	فراوانی	درصد
جنسیت	زن	۱۶۰	۷۸/۸
	مرد	۴۳	۲۱/۲
	جمع کل	۲۰۳	۱۰۰/۰
مقطع تحصیلی	کارشناسی	۹۸	۴۸/۳
	کارشناسی ارشد	۷۵	۳۶/۹
	دکتری تخصصی	۳۰	۱۴/۸
سن	میانگین	انحراف معیار	کمترین
	۲۴/۴۱	۵/۳۱	۱۸
			بیشترین
			۴۶

جدول فوق، ویژگی‌های جمعیت‌شناختی نمونه‌ی مشارکت‌کننده در پژوهش را با فراوانی و درصد نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، بیش‌ترین فراوانی نمونه‌ی مورد بررسی به لحاظ تحصیلات مربوط به دوره‌ی کارشناسی است. همچنین کم‌ترین فراوانی از منظر وضعیت تحصیلات در سطح دکتری تخصصی گزارش شده‌است. میانگین سن افراد شرکت‌کننده ۲۴/۴۱ بود که کوچک‌ترین آن‌ها ۱۸ سال و بزرگ‌ترین ۴۶ ساله بود. بیش‌ترین فراوانی مربوط به جنسیت زن بود. در ادامه به بررسی ویژگی‌های توصیفی متغیرهای پژوهش پرداخته شده‌است (جدول ۲).

جدول ۲. جدول ویژگی‌های توصیفی متغیرهای پژوهش

متغیر	کمترین	بیشترین	میانگین	انحراف معیار	واریانس	k-s	p
سواد هوش مصنوعی	۱۷	۸۵	۵۹/۱۳	۱۰/۸۵	۱۱۷/۸۳	۰/۰۴۴	۰/۲۰۰
خودکارآمدی هوش مصنوعی	۶	۳۰	۱۹/۳۱	۴/۳۸	۱۹/۲۱	۰/۰۸۳	۰/۰۰۲
خودمدیریتی هوش مصنوعی	۶	۳۰	۲۰/۳۲	۳/۷۰	۱۳/۷۲	۰/۱۰۲	۰/۰۰۱
نمره‌ی کل	۲۹	۱۴۵	۹۹/۳۴	۱۶/۰۴	۲۵۷/۱۰	۰/۰۵۱	۰/۲۰۰

در جدول فوق که ویژگی‌های توصیفی متغیرهای پژوهش گزارش شده‌است، مشاهده می‌شود که میانگین و انحراف معیار نمره‌ی کل متغیر مورد بررسی برای مجموع ۲۰۳ نفر به‌ترتیب $M = 99/34$ و $SD = 16/04$ می‌باشد. جهت بررسی پیش‌فرض‌های تحلیل عاملی ابتدا وضعیت نرمالیتی داده‌ها بررسی شده‌است. از آزمون کولموگروف-اسمیرنوف برای بررسی نرمال بودن داده‌ها استفاده شده‌است. با توجه به اینکه سطح معناداری برای بعضی خرده‌مقیاس‌های متغیر تحقیق ($P < 0/05$) برآورد شده‌است می‌توان استدلال کرد که داده‌ها از توزیع غیرنرمال تبعیت می‌کند.

جدول ۳. نتایج آزمون تی تک‌نمونه‌ای برای ارزیابی سواد هوش مصنوعی دانشجویان

متغیر	میانگین نمونه	انحراف معیار	میانگین مبنا	t-value	df	p-value	تفسیر
سواد هوش مصنوعی	۵۹/۱۳	۱۰/۸۵	۵۱	۱۰/۷۰	۲۰۲	$0/01 <$	معنادار
خودکارآمدی هوش مصنوعی	۱۹/۳۱	۴/۳۸	۱۸	۴/۲۳	۲۰۲	$0/01 <$	معنادار
خودمدیریتی هوش مصنوعی	۲۰/۳۲	۳/۷۰	۱۸	۸/۹۲	۲۰۲	$0/01 <$	معنادار
نمره‌ی کل	۹۹/۳۴	۱۶/۰۴	۸۷	۱۰/۹۲	۲۰۲	$0/01 <$	معنادار

دو شرط به کارگیری آزمون تی تک‌نمونه‌ای حجم نمونه‌ی بالای ۳۰ نفر و توزیع نرمال داده‌هاست، اما با این حال چنان‌چه حجم نمونه بزرگ باشد (در اینجا ۲۰۳ نفر)، حتی اگر توزیع داده‌ها نرمال نباشد، استفاده از آزمون تی تک‌نمونه‌ای قابل قبول است. حال همان‌طور که در جدول ۳ آمده‌است، نتایج آزمون تی تک‌نمونه‌ای نشان می‌دهد که سطح

سواد هوش مصنوعی دانشجویان دانشگاه علامه طباطبائی در تمامی مؤلفه‌ها به‌طور معناداری بالاتر از سطح متوسط نظری است ($P < /0.01$). میانگین نمره‌ی سواد هوش مصنوعی (۵۹/۱۳ از ۸۵) حاکی از آن است که دانشجویان درک نسبتاً خوبی از مفاهیم پایه‌ای هوش مصنوعی دارند. در مؤلفه‌ی خودکارآمدی (۱۹/۳۱ از ۳۰) و خودمدیریتی (۲۰/۳۲ از ۳۰)، دانشجویان اعتماد به نفس قابل توجهی در کاربرد و مدیریت فناوری‌های هوش مصنوعی نشان داده‌اند. نمره‌ی کل سواد هوش مصنوعی (۹۹/۳۴ از ۱۴۵) نیز تأیید می‌کند که دانشجویان به‌طور کلی از سطح مطلوبی از سواد هوش مصنوعی برخوردارند. این یافته‌ها حاکی از آن است که دانشجویان این دانشگاه، آمادگی نسبی خوبی برای مواجهه با تحولات فناورانه در حوزه‌ی هوش مصنوعی دارند، هرچند هنوز ظرفیت برای ارتقای این مهارت‌ها وجود دارد. در نهایت می‌توان به دو نکته‌ی زیر اشاره کرد:

۱. بالاتر بودن نمره‌ی خودمدیریتی نسبت به خودکارآمدی می‌تواند نشان‌دهنده‌ی توانایی به‌تر دانشجویان در سازماندهی و برنامه‌ریزی یادگیری هوش مصنوعی نسبت به اعتماد به نفس آن‌ها در استفاده‌ی عملی از این فناوری‌ها باشد.

۲. این نتایج می‌تواند مبنای مناسبی برای طراحی دوره‌های تکمیلی سواد هوش مصنوعی در دانشگاه باشد.

جدول ۴. ماتریس همبستگی خرده‌مقیاس‌های پرسشنامه

متغیرها	۱	۲	۳	۴
سواد هوش مصنوعی	۱			
خودکارآمدی هوش مصنوعی	۰/۶۹۳**	۱		
خودمدیریتی هوش مصنوعی	۰/۳۴۵**	۰/۳۸۸**	۱	
نمره‌ی کل	۰/۹۴۶**	۰/۸۳۳**	۰/۵۷۱**	۱

همان‌گونه که مشاهده می‌شود، بین خرده‌مقیاس‌های پرسشنامه و همچنین نمره‌ی کلی پرسشنامه در سطح ۹۹ درصد اطمینان، رابطه‌ی مثبت و معنادار وجود دارد. همچنین مقادیر همبستگی نسبتاً بالا خرده‌مقیاس‌ها با نمره‌ی کل، نشان از روایی سازه ابزار تحقیق است. در ادامه به بررسی پایایی ابزار تحقیق پرداخته شده‌است. آلفای کرونباخ روشی برای محاسبه پایایی پرسشنامه بر اساس میزان هماهنگی درونی سؤالات می‌باشد. اگر میزان آلفا از ۰/۷ بیشتر بود یعنی پایایی پرسشنامه قابل قبول است.

جدول ۵. برآورد پایایی ابزار تحقیق

سؤالات	میانگین در صورت حذف آیتم	واریانس در صورت حذف آیتم	همبستگی آیتم تصحیح‌شده-کل	آلفای کرونباخ در صورت حذف آیتم
C1	۹۵/۵۲۷۱	۲۳۹/۹۲۴	۱/۵۷۲	۱/۹۱۹
C2	۹۵/۴۲۳۶	۲۴۱/۰۶۷	۱/۵۳۴	۱/۹۱۹
C3	۹۵/۶۱۰۸	۲۳۹/۸۷۳	۱/۵۵۵	۱/۹۱۹
C4	۹۵/۵۹۶۱	۲۳۸/۴۶۰	۱/۶۱۵	۱/۹۱۸
C5	۹۵/۶۳۵۵	۲۳۶/۶۶۸	۱/۶۵۵	۱/۹۱۸
C6	۹۵/۶۹۴۶	۲۳۶/۵۳۰	۱/۶۳۵	۱/۹۱۸
C7	۹۶/۴۴۸۳	۲۳۴/۵۱۶	۱/۶۲۳	۱/۹۱۸
C8	۹۶/۲۵۶۲	۲۳۵/۳۱۰	۱/۵۹۹	۱/۹۱۸
C9	۹۶/۰۸۸۷	۲۴۰/۷۳۵	۱/۵۰۲	۱/۹۲۰
C10	۹۶/۴۳۳۵	۲۳۷/۳۴۶	۱/۵۸۱	۱/۹۱۹
C11	۹۵/۷۹۸۰	۲۴۱/۴۷۹	۱/۴۸۳	۱/۹۲۰
C12	۹۶/۱۰۳۴	۲۳۴/۶۴۸	۱/۶۳۱	۱/۹۱۸
C13	۹۶/۳۶۴۵	۲۳۲/۹۹۵	۱/۶۷۱	۱/۹۱۷
C14	۹۵/۹۴۰۹	۲۴۰/۳۸۳	۱/۴۷۸	۱/۹۲۰
C15	۹۵/۸۷۱۹	۲۴۳/۸۰۵	۱/۴۳۴	۱/۹۲۱

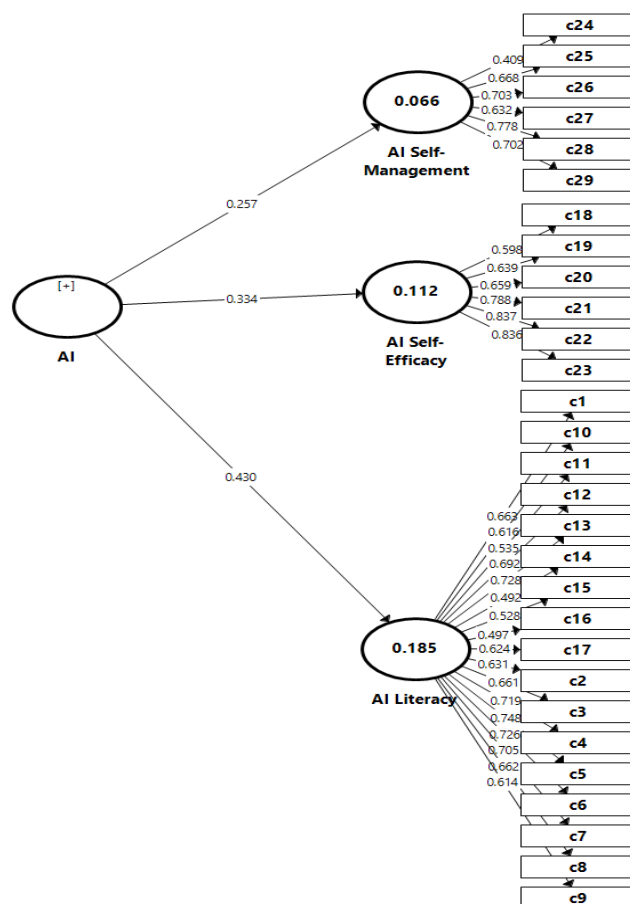
۹۵/۶۹۴۶	۲۴۴/۵۵۰	۴۴۴	۹۲۱	۱۶
۹۶/۰۷۳۹	۲۴۰/۰۱۹	۵۴۷	۹۱۹	۱۷
۹۵/۷۸۳۳	۲۴۱/۸۵۴	۵۰۱	۹۲۰	۱۸
۹۶/۵۱۲۳	۲۳۸/۳۷۰	۵۷۶	۹۱۹	۱۹
۹۶/۱۰۳۴	۲۴۰/۶۷۷	۵۱۵	۹۲۰	۲۰
۹۶/۱۶۲۶	۲۳۶/۱۲۷	۶۱۴	۹۱۸	۲۱
۹۶/۲۱۶۷	۲۳۶/۴۸۷	۶۲۲	۹۱۸	۲۲
۹۶/۲۷۵۹	۲۳۸/۰۳۲	۵۷۷	۹۱۹	۲۳
۹۵/۸۷۶۸	۲۵۱/۸۷۱	۱۳۱	۹۲۵	۲۴
۹۵/۸۷۱۹	۲۴۸/۳۰۰	۲۶۰	۹۲۳	۲۵
۹۵/۷۳۴۰	۲۴۶/۳۷۴	۳۶۴	۹۲۲	۲۶
۹۶/۰۵۴۲	۲۴۴/۷۹۴	۳۷۷	۹۲۲	۲۷
۹۶/۰۳۴۵	۲۴۳/۲۸۱	۴۳۸	۹۲۱	۲۸
۹۵/۸۴۷۳	۲۴۵/۴۳۷	۴۱۷	۹۲۱	۲۹

با توجه به مقادیر برآورد نیازی به حذف هیچ کدام از آیتم‌ها نیست. در ادامه، مقدار پایایی نمره‌ی کلی ابزار و خرده‌مقیاس‌ها گزارش شده‌است (جدول ۶).

جدول ۶. پایایی تفکیکی به روش آلفای کرونباخ

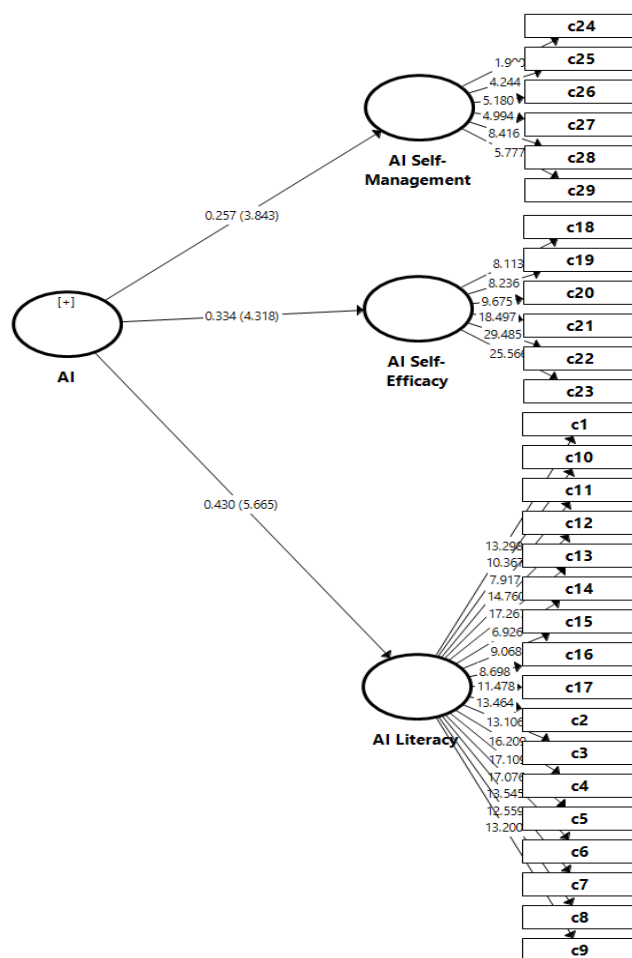
مولفه	تعداد گویه	سؤالات	آلفای کرونباخ
سواد هوش مصنوعی	۱۷	۱ تا ۱۷	۰/۹۰۹
خودکارآمدی هوش مصنوعی	۶	۱۸ تا ۲۳	۰/۸۲۷
خودمدیریتی هوش مصنوعی	۶	۲۴ تا ۲۹	۰/۷۴۲
نمره‌ی کل	۲۹	مجموع سؤالات	۰/۹۲۲

با توجه به حد بحرانی ۰/۷ پایایی ابزار مطلوب است. همچنین پایایی ابزار مورد بررسی با استفاده از روش دونیمه‌کردن آزمون (سؤالات زوج و فرد) مورد بررسی قرار گرفت و مقدار ضریب همبستگی به دست آمده ۰/۹۰۸ بود که با توجه به اینکه این مقدار بالای ۰/۷ برآورد شده پایایی از این روش نیز مورد تایید قرار گرفت.



شکل ۱. مدل در حالت تحلیل عاملی تاییدی، بار عاملی استاندارد

بارهای عاملی از طریق محاسبه مقدار ارتباط گویه‌های یک سازه با آن سازه محاسبه می‌شوند که اگر این مقدار برابر و یا بیشتر از مقدار ۰/۳ شود، مؤید این مطلب است که واریانس بین سازه و شاخص‌های آن از واریانس خطای اندازه‌گیری آن سازه بیشتر بوده و پایایی در مورد آن مدل اندازه‌گیری قابل قبول است. همچنین اگر مقدار t -values برای بارهای عاملی پژوهش از مقداری بحرانی ۱/۹۶ بیشتر باشد بنابراین، با احتمال ۹۵ درصد سؤالات مناسب بوده است و مورد تایید قرار می‌گیرد.



شکل ۲. مدل در حالت آماره T

شکل فوق مدل تحلیل عاملی تاییدی را در حال آماره T نشان می‌دهد.

جدول ۷. بارهای عاملی به همراه مقادیر T

سوال	نمونه‌های اصلی	میانگین نمونه	انحراف استاندارد	آماره T	مقادیر P
c1 <- AI Literacy_	۰/۶۶۳	۰/۶۶۰	۰/۰۵۰	۱۳/۲۹۸	۰/۰۰۱
c1۰ <- AI Literacy_	۰/۶۱۶	۰/۶۰۸	۰/۰۵۹	۱۰/۳۶۷	۰/۰۰۲
c1۱ <- AI Literacy_	۰/۵۳۵	۰/۵۳۱	۰/۰۶۸	۷/۹۱۷	۰/۰۱۰
c1۲ <- AI Literacy_	۰/۶۹۲	۰/۶۸۸	۰/۰۴۷	۱۴/۷۶۰	۰/۰۰۱
c1۳ <- AI Literacy_	۰/۷۲۸	۰/۷۲۴	۰/۰۴۲	۱۷/۲۶۷	۰/۰۰۱
c1۴ <- AI Literacy_	۰/۴۹۲	۰/۴۹۲	۰/۰۷۱	۶/۹۲۶	۰/۰۰۹
c1۵ <- AI Literacy_	۰/۵۲۸	۰/۵۲۸	۰/۰۵۸	۹/۰۶۸	۰/۰۰۱
c1۶ <- AI Literacy_	۰/۴۹۷	۰/۴۹۵	۰/۰۵۷	۸/۶۹۸	۰/۰۰۵
c1۷ <- AI Literacy_	۰/۶۲۴	۰/۶۲۸	۰/۰۵۴	۱۱/۴۷۸	۰/۰۰۱
c1۸ <- AI Self-Efficacy	۰/۵۹۸	۰/۵۹۳	۰/۰۷۴	۸/۱۱۳	۰/۰۰۱
c1۹ <- AI Self-Efficacy	۰/۶۳۹	۰/۶۲۲	۰/۰۷۸	۸/۲۳۶	۰/۰۰۱
c۲ <- AI Literacy_	۰/۶۳۱	۰/۶۲۵	۰/۰۴۷	۱۳/۴۶۴	۰/۰۰۱
c۲۰ <- AI Self-Efficacy	۰/۶۵۹	۰/۶۵۳	۰/۰۶۸	۹/۶۷۵	۰/۰۰۴
c۲۱ <- AI Self-Efficacy	۰/۷۸۸	۰/۷۸۳	۰/۰۴۳	۱۸/۴۹۷	۰/۰۰۱

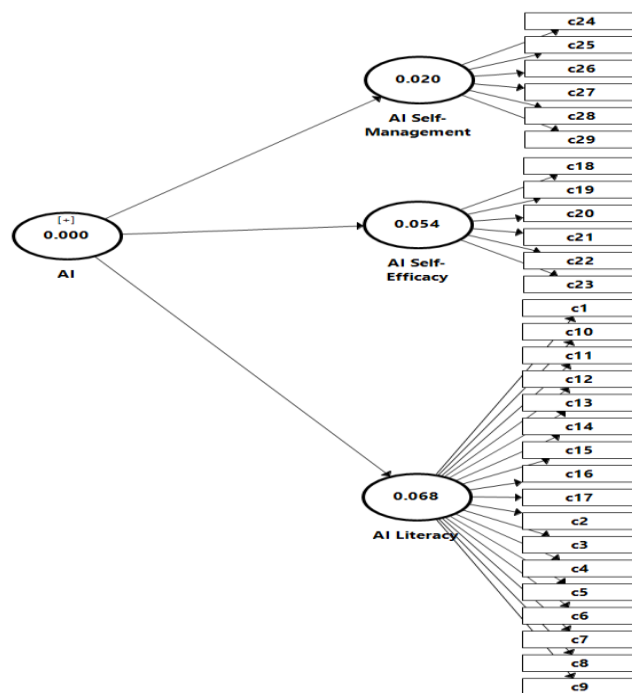
۰/۰۱	۲۹/۴۸۵	۰/۰۲۸	۰/۸۳۵	۰/۸۳۷	c22 <- AI Self-Efficacy
۰/۰۱۰	۲۵/۵۶۶	۰/۰۳۳	۰/۸۳۵	۰/۸۳۶	c23 <- AI Self-Efficacy
۰/۰۰۱	۱/۹۹۰	۰/۲۱۵	۰/۳۵۶	۰/۴۰۹	c24 <- AI Self-Management
۰/۰۰۹	۴/۲۴۴	۰/۱۵۷	۰/۶۳۹	۰/۶۶۸	c25 <- AI Self-Management
۰/۰۰۱	۵/۱۸۰	۰/۱۳۶	۰/۶۶۴	۰/۷۰۳	c26 <- AI Self-Management
۰/۰۳۳	۴/۹۹۴	۰/۱۲۷	۰/۶۱۸	۰/۶۳۲	c27 <- AI Self-Management
۰/۰۰۱	۸/۴۱۶	۰/۰۹۲	۰/۷۵۰	۰/۷۷۸	c28 <- AI Self-Management
۰/۰۳۰	۵/۷۷۷	۰/۱۲۲	۰/۶۶۴	۰/۷۰۲	c29 <- AI Self-Management
۰/۰۰۱	۱۳/۱۰۶	۰/۰۵۰	۰/۶۵۸	۰/۶۶۱	c3 <- AI Literacy_
۰/۰۰۱	۱۶/۲۰۹	۰/۰۴۴	۰/۷۱۶	۰/۷۱۹	c4 <- AI Literacy_
۰/۰۰۱	۱۷/۱۰۹	۰/۰۴۴	۰/۷۴۷	۰/۷۴۸	c5 <- AI Literacy_
۰/۰۱۰	۱۷/۰۷۶	۰/۰۴۳	۰/۷۲۵	۰/۷۲۶	c6 <- AI Literacy_
۰/۰۰۱	۱۳/۵۴۵	۰/۰۵۲	۰/۶۹۹	۰/۷۰۵	c7 <- AI Literacy_
۰/۰۰۱	۱۲/۵۵۹	۰/۰۵۳	۰/۶۵۹	۰/۶۶۲	c8 <- AI Literacy_
۰/۰۰۱	۱۳/۲۰۰	۰/۰۴۶	۰/۶۱۱	۰/۶۱۴	c9 <- AI Literacy_

نتایج نشان می‌دهد تمام بارهای عاملی بزرگ‌تر از ۰/۴۰ هستند. همچنین آماره‌ی T محاسبه شده بالاتر از ۱/۹۶ است که این نشان از وضعیت مطلوب در این شاخص و بارهای عاملی برآورد شده است.

جدول ۸. مقادیر مدل اندازه‌گیری

متغیر	AVE	rho_A	پایایی مرکب
سواد هوش مصنوعی	۰/۵۱۳	۰/۹۱۴	۰/۹۲۲
خودکارآمدی هوش مصنوعی	۰/۵۳۷	۰/۸۵۳	۰/۸۷۲
خودمدیریتی هوش مصنوعی	۰/۵۳۴	۰/۷۳۴	۰/۸۱۷

پایایی ترکیبی یا CR مخفف Composite Reliability (قابلیت اطمینان ترکیبی) می‌باشد. پایایی زمانی وجود دارد که CR از ۰/۷ بزرگتر باشد. پایایی ترکیبی با استفاده از فرمولی که توسط یورسکاگ ارائه شده نیز قابل محاسبه است. ضریب Rho نیز برای سنجش پایایی درونی سازه‌ها است. همچنان که چین (۱۹۹۸) معتقد است ضریب Rho نسبت به آلفای کرونباخ از اطمینان بیشتری برخوردار است. به ضریب Rho گاهی ضریب دایلون-گولداشتین نیز گفته می‌شود. مقدار این ضریب باید بیش از ۰/۷ باشد. همچنین مقدار AVE چون از ۰/۵ بالاتر بود نشان از وضعیت مناسب روایی پرسشنامه داشت.



شکل ۳. مدل در حالت شاخص چشم‌پوشی استون و گیسر

یکی از شاخص‌های برازش مدل در PLS، شاخص (Q^2) است. این معیار که توسط استون و گیسر (۱۹۷۵) معرفی شد، قدرت پیش‌بینی مدل در سازه‌های درون‌زا را مشخص می‌کند. به اعتقاد آن‌ها مدل‌هایی که دارای برازش ساختاری قابل قبول هستند، باید قابلیت پیش‌بینی متغیرهای درون‌زای مدل را داشته باشند. بدین معنی که اگر در یک مدل، روابط بین سازه‌ها به درستی تعریف شده باشند، سازه‌ها تاثیر کافی بر یکدیگر گذاشته و از این راه فرضیه‌ها به درستی تأیید شوند. در شاخص (Q^2)، SSO مجموع مجزورات مشاهدات برای هر بلوک متغیر پنهان، SSE مجموع مجزورات خطای پیش‌بینی برای هر بلوک متغیر پنهان را نشان می‌دهد. اگر مقدار شاخص Q^2 مثبت و بالای صفر باشد نشان می‌دهد که برازش مدل مطلوب است و مدل از قدرت پیش‌بینی‌کنندگی مناسبی برخوردار است. همان‌طور که مشاهده می‌شود با توجه به مثبت شدن مقادیر مدل برازش مناسبی دارد.

جدول ۹. برازش مدل کلی

شاخص	حد بحرانی	مقدار برآورد شده مدل
شاخص نیکویی برازش	۰/۳۶	۰/۴۲۱
ریشه میانگین مربعات باقی‌مانده استاندارد	کمتر از ۰/۰۸	۰/۰۷
شاخص بنتلر-بونت	بالای ۰/۹	۰/۹۲۵
تنای ریشه میانگین مربعات	کمتر از ۰/۱۲	۰/۰۹۲

همان‌طور که در جدول فوق مشاهده می‌شود، مقدار به دست آمده شاخص GOF برابر با ۰/۴۲۱ است که این میزان از مقدار ۰/۳۶ برای برازش قوی مدل بیشتر است و این نشان از برازش مطلوب مدل کلی تحقیق دارد.

بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های پژوهش حاضر که با هدف ارزیابی سطح سواد هوش مصنوعی و تحلیل ساختار مفهومی آن در میان دانشجویان دانشگاه علامه طباطبائی انجام گرفت، حاکی از آن است که دانشجویان در هر سه مؤلفه‌ی «سواد هوش مصنوعی»، «خودکارآمدی هوش مصنوعی» و «خودمدیریتی هوش مصنوعی»، به‌طور معناداری بالاتر از سطح متوسط نظری قرار دارند. این یافته‌ها نشان می‌دهد که دانشجویان مورد مطالعه از سطح مطلوبی از شایستگی‌های شناختی و روان‌شناختی برای درک، کاربرد و مدیریت تعامل با فناوری‌های هوش مصنوعی برخوردارند. همچنین نتایج تحلیل عاملی تأییدی و مدل‌سازی معادلات ساختاری، روایی و انسجام مدل سه‌بعدی مورد استفاده در پژوهش را تأیید می‌کند و نشان می‌دهد که مقیاس مورد استفاده از پایایی و اعتبار مناسبی در سنجش ابعاد سواد هوش مصنوعی برخوردار است.

مطابق با نتایج به‌دست‌آمده، مؤلفه‌ی «سواد هوش مصنوعی» بالاترین میانگین را به خود اختصاص داد که نشان از درک نظری مناسب دانشجویان از مفاهیم پایه، الگوریتم‌ها و کاربردهای هوش مصنوعی دارد. این یافته با نتایج پژوهش‌های پیشین همچون مطالعه‌ی (Ng et al., 2021a) و (Laupichler et al., 2022) هم‌راستا است که تأکید دارند حتی در نبود آموزش رسمی، دانشجویان به واسطه‌ی درگیری گسترده با فناوری‌های دیجیتال، آشنایی اولیه‌ای با مفاهیم هوش مصنوعی پیدا می‌کنند. از سوی دیگر، در مؤلفه‌ی «خودکارآمدی هوش مصنوعی»، اگرچه میانگین نمره از سطح متوسط بالاتر بود، اما نسبت به «خودمدیریتی» اندکی پایین‌تر ارزیابی شد. این نکته احتمالاً بازتاب‌دهنده‌ی نوعی شکاف بین دانش نظری و توان عملیاتی در استفاده از ابزارهای AI است؛ موضوعی که در پژوهش (Carolus et al., 2023) نیز مطرح شده و به ضعف مهارت‌های تجربی در مواجهه با فناوری‌های نوین اشاره دارد.

تحلیل عاملی تأییدی انجام‌شده در این پژوهش نیز حائز اهمیت است. بارهای عاملی برآوردشده بالاتر از حد آستانه‌ی ۰.۴۰ و شاخص‌های برازش مدل همچون CR، AVE و Rho_A از کیفیت ساختاری مطلوب مدل اندازه‌گیری حکایت دارند. این مسئله نشان می‌دهد که ساختار مفهومی مدل سه‌بعدی مورد استفاده (MAILS) با داده‌های گردآوری‌شده در بستر ایرانی نیز انطباق دارد. این یافته هم‌راستا با گزارش (Lintner, 2024) است که در بررسی سیستماتیک خود به شناسایی مدل‌هایی با انسجام سازه‌ای بالا از جمله MAILS پرداخته است. همچنین نتایج تحلیل مسیر، همبستگی قوی میان مؤلفه‌های پرسشنامه و نمره‌ی کل را تأیید کرد که گویای روایی همگرا و درونی مناسب ابزار است؛ موضوعی که در مطالعات (Wang et al., 2022) و (Pinski & Benlian, 2023) نیز مورد تأکید قرار گرفته است.

از منظر روان‌سنجی، پایایی ابزار به روش آلفای کرونباخ برای کل مقیاس ۰.۹۲۲ و برای سه مؤلفه به ترتیب ۰.۸۲۷، ۰.۷۴۲ و ۰.۷۴۲ گزارش شد. این مقادیر مطابق با استانداردهای علمی بوده و نشان از قابلیت اعتماد بالای ابزار دارند (Moore et al., 2021). همچنین نتایج حاصل از آزمون تی تک‌نمونه‌ای نشان داد که سطح سواد هوش مصنوعی دانشجویان، از مقدار نظری (میانگین ۳ در طیف لیکرت) به‌طور معناداری بیشتر است. این یافته با مطالعات (Amirkhaninia et al., 2024) و (Sezavar et al., 2024) مطابقت دارد که به سطح قابل قبول سواد AI در میان دانشجویان و معلمان ایرانی اشاره داشته‌اند.

تحلیل دقیق‌تر نتایج نشان می‌دهد که مؤلفه‌ی «خودمدیریتی» نسبت به «خودکارآمدی» از میانگین بالاتری برخوردار است. این یافته می‌تواند نشانگر آن باشد که دانشجویان در حوزه‌ی تنظیم رفتارهای یادگیری و مدیریت زمان و منابع برای یادگیری AI توانمندتر از سطح اعتماد به نفس آن‌ها برای اجرای عملی این فناوری‌ها هستند. چنین تفاوتی در دیگر پژوهش‌ها نیز مشاهده شده است؛ به‌عنوان مثال، (Faruque et al., 2021) بر لزوم تمایز میان خودکارآمدی و خودمدیریتی در برنامه‌ریزی آموزشی تأکید دارد و پیشنهاد می‌کند که برای ارتقای خودکارآمدی باید فرصت‌های یادگیری عملی بیشتری فراهم شود. همچنین، نتایج این پژوهش حاکی از آن است که هر سه مؤلفه‌ی سواد AI، خودکارآمدی و خودمدیریتی در تعامل با یکدیگر می‌توانند پیش‌بینی‌کننده‌های مناسبی برای سطح کلی سواد هوش مصنوعی باشند؛ یافته‌ای که در تحلیل‌های چندگانه‌ی (Carolus et al., 2022) نیز به آن اشاره شده است.

در جمع‌بندی می‌توان گفت که یافته‌های این پژوهش نشان‌دهنده‌ی وضعیت نسبتاً مطلوب دانشجویان ایرانی در حوزه‌ی سواد هوش مصنوعی است. این در حالی است که در بسیاری از پژوهش‌های پیشین، سطح سواد AI در کشورهای در حال توسعه پایین‌تر از حد انتظار گزارش شده است (Ng et al., 2023; Seraydarian, 2021). این تفاوت

ممکن است به ویژگی‌های خاص دانشگاه علامه طباطبائی بازگردد که به دلیل جایگاهش در آموزش علوم انسانی، نوعی آمادگی شناختی برای تحلیل مفهومی فناوری‌ها در میان دانشجویان خود ایجاد کرده است. همچنین، فعالیت‌های فردی دانشجویان در فضای دیجیتال و مواجهه‌ی گسترده با فناوری‌های هوشمند، می‌تواند بخشی از این وضعیت مطلوب را تبیین کند.

در کنار این نقاط قوت، نتایج پژوهش می‌تواند مبنای طراحی مداخلات آموزشی و برنامه‌های درسی هدفمند در حوزه‌ی AI قرار گیرد. همان‌طور که (Cetindamar et al., 2022) نیز مطرح کرده است، توسعه‌ی سواد AI نیازمند سیاست‌گذاری آموزشی چندسطحی و بین‌رشته‌ای است که هم جنبه‌ی شناختی و هم مهارتی را در بر گیرد. طراحی دوره‌های آموزشی تعاملی، تولید منابع بومی و اخلاق‌محور، و برگزاری کارگاه‌های عملی از جمله راهکارهایی است که در مطالعات (Ng et al., 2022; Su & Ng, 2023) نیز مورد تأکید قرار گرفته‌اند.

پژوهش حاضر دارای محدودیت‌هایی است که در تفسیر نتایج باید مورد توجه قرار گیرد. نخست آنکه نمونه‌گیری به‌صورت در دسترس انجام شده و تنها به دانشجویان یک دانشگاه خاص (علامه طباطبائی) محدود شده است؛ لذا تعمیم نتایج به سایر دانشگاه‌ها و مناطق جغرافیایی باید با احتیاط صورت گیرد. دوم، استفاده از ابزار خودگزارشی ممکن است تحت‌تأثیر سوگیری‌های پاسخ‌دهی مانند تمایل به ارائه پاسخ‌های مطلوب اجتماعی قرار گرفته باشد. سوم، ماهیت مقطعی پژوهش امکان بررسی تغییرات زمانی در سطح سواد هوش مصنوعی را محدود کرده است.

پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آینده با بهره‌گیری از نمونه‌های متنوع‌تر از لحاظ جغرافیایی، جنسیتی و زمینه‌های تحصیلی انجام شود تا امکان مقایسه و تعمیم نتایج فراهم گردد. همچنین استفاده از روش‌های ترکیبی کیفی-کمی می‌تواند به درک عمیق‌تری از تجربه‌ی دانشجویان در تعامل با فناوری‌های AI منجر شود. طراحی پژوهش‌های مداخله‌ای با هدف ارزیابی اثربخشی دوره‌های آموزش هوش مصنوعی بر ابعاد مختلف سواد AI نیز می‌تواند گامی مؤثر در توسعه مداخلات آموزشی باشد.

دانشگاه‌ها باید دوره‌های عملی و مهارت‌محور با محوریت کاربست هوش مصنوعی در آموزش را در برنامه‌های درسی بگنجانند. طراحی واحدهای میان‌رشته‌ای میان فناوری و علوم انسانی، با تمرکز بر اخلاق فناوری، می‌تواند هم‌افزایی آموزشی را تقویت کند. همچنین توسعه منابع آموزشی بومی‌شده، تهیه راهنماهای کاربردی و برگزاری کارگاه‌های تعاملی می‌تواند نقش مهمی در ارتقای اعتماد به نفس و مهارت عملی دانشجویان در استفاده از AI ایفا کند. توجه به مؤلفه‌ی خودمدیریتی و بهره‌گیری از آن در مسیر توانمندسازی دانشجویان نیز باید در طراحی برنامه‌ها لحاظ شود.

تشکر و قدردانی

از تمامی کسانی که در طی مراحل این پژوهش به ما یاری رساندند تشکر و قدردانی می‌گردد.

مشارکت نویسندگان

در نگارش این مقاله تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

تعارض منافع

در انجام مطالعه حاضر، هیچ‌گونه تضاد منافی وجود ندارد.

حمایت مالی



این پژوهش حامی مالی نداشته است.

موازن اخلاقی

در انجام این پژوهش تمامی موازن و اصول اخلاقی رعایت گردیده است.

Extended Summary

Introduction

The rise of Artificial Intelligence (AI) has reshaped modern life, from industry to education, prompting increasing attention to the concept of AI literacy. AI is no longer limited to specialized technological domains—it has permeated everyday life, professional decision-making, and higher education systems. In academic settings, AI is used not only to streamline learning processes but also to personalize learning experiences, automate feedback mechanisms, and foster student engagement (Barrett et al., 2019; Singh & Mishra, 2023). However, benefiting from these innovations demands a foundational set of competencies that allow learners to critically understand and responsibly use AI systems. This set of competencies is increasingly conceptualized under the umbrella of "AI literacy" (Laupichler et al., 2022; Ng et al., 2021a).

AI literacy includes the knowledge, skills, and attitudes necessary to interact with AI technologies effectively. It encompasses understanding the principles behind AI systems, evaluating their social and ethical implications, and using them for problem-solving in educational and professional environments (Faruqe et al., 2021; Ng et al., 2021b). Scholars have proposed multiple frameworks to define and assess AI literacy, with some models identifying core dimensions such as conceptual knowledge, AI self-efficacy, and AI self-management (Carolus et al., 2023; Lintner, 2024). The MAILS (Meta AI Literacy Scale) model, in particular, stands out for its comprehensive three-component structure that emphasizes not only cognitive understanding but also motivational and behavioral elements (Carolus et al., 2023).

AI literacy is especially critical in non-STEM fields, where individuals may engage with AI as end-users rather than developers. According to (Cetindamar et al., 2022), AI literacy must extend beyond coding and technical application to encompass critical thinking and reflective practice. These elements are essential for fostering responsible AI usage, a concern highlighted by (Wienrich et al., 2022), who argue that AI literacy plays a pivotal role in enabling explainability and ethical AI integration. As AI becomes a fixture in higher education, particularly post-pandemic, universities must equip students with the literacy required to thrive in AI-mediated learning environments (Ng et al., 2023; Su & Ng, 2023).

In the Iranian context, research on AI literacy is emerging but still relatively limited. Studies such as (Amirkhaninia et al., 2024) and (Sezavar et al., 2024) emphasize the importance of AI awareness and the role of educational institutions in building foundational competencies. However, existing evidence suggests that AI literacy is not uniformly distributed across academic populations. For example, (Hajianvari & Ramezani, 2024) reported that faculty members in Iranian universities possess limited AI competence, often due to a lack of targeted training and conceptual clarity. Meanwhile, (Rostaminejad & Izi, 2023) underscores that improving AI literacy is essential for promoting the ethical use of AI in academic and social contexts.

Allameh Tabataba'i University, as a leading institution in the humanities and social sciences in Iran, offers a unique context for assessing AI literacy among students who may not have extensive technical backgrounds. These students often engage with digital content, critique societal implications of technology, and influence public discourse. As such, their understanding of



AI—and their ability to manage and apply AI tools—is crucial for shaping responsible AI practices across disciplines. The present study seeks to assess the level of AI literacy among students at Allameh Tabataba'i University using the MAILS framework. Furthermore, it aims to validate the three-component model of AI literacy and explore the interrelationships between its components through structural equation modeling.

Methods and Materials

This study employed an applied, descriptive-analytical research design. The population consisted of all students enrolled at Allameh Tabataba'i University during the 2023–2024 academic year. A total of 203 students were selected through convenience sampling based on inclusion criteria such as age (18–50), current enrollment status, and absence of medical or psychological conditions interfering with academic performance. Data collection was carried out via a structured questionnaire, namely the Meta AI Literacy Scale (MAILS), which comprises 29 items across three subscales: AI literacy, AI self-efficacy, and AI self-management.

The data were analyzed using SPSS 26 and PLS 3 software. First, descriptive statistics and one-sample *t*-tests were performed to assess the mean values of each subscale relative to the theoretical average. Then, confirmatory factor analysis (CFA) and structural equation modeling (SEM) were conducted to validate the three-dimensional structure of the MAILS instrument and evaluate its psychometric properties, including reliability (Cronbach's alpha, Composite Reliability) and construct validity (AVE, factor loadings, and path coefficients).

Findings

Descriptive statistics showed that among the 203 participants, 78.8% were female and 48.3% were undergraduate students. The mean age was 24.41 years with a standard deviation of 5.31. The AI literacy subscale had a mean score of 59.13 out of 85, while AI self-efficacy and AI self-management scored 19.31 and 20.32 out of 30, respectively. The total AI literacy score across all dimensions was 99.34 out of 145.

Results from one-sample *t*-tests revealed that all three subscale means were significantly higher than the theoretical average of 3 on a 5-point Likert scale ($p < 0.001$), indicating that students possessed above-average levels of AI literacy, self-efficacy, and self-management.

The CFA results supported the three-dimensional structure of the instrument. All factor loadings exceeded the minimum threshold of 0.4, and *t*-values for all items were above 1.96, confirming statistical significance. The model exhibited strong internal consistency: Cronbach's alpha was 0.909 for AI literacy, 0.827 for self-efficacy, and 0.742 for self-management. The composite reliability scores were 0.922, 0.872, and 0.817 for each subscale, respectively, all surpassing the 0.7 threshold. AVE values were also above 0.5, indicating adequate convergent validity.

The overall model fit was strong, with a Goodness of Fit (GOF) index of 0.421, exceeding the benchmark of 0.36. In addition, the Q^2 index values were positive across all constructs, supporting the model's predictive relevance. Correlation analysis showed strong, significant positive relationships among the three subscales and between each subscale and the overall AI literacy score.

Discussion and Conclusion

The findings of this study demonstrate that students at Allameh Tabataba'i University exhibit relatively high levels of AI literacy across all three dimensions—conceptual understanding, self-efficacy, and self-management. These results suggest that students in humanities and social sciences are not only conceptually aware of AI systems but also capable of independently



managing their learning processes and engaging with AI tools with a reasonable degree of confidence. This reinforces the argument that AI literacy is not confined to technical disciplines but is a broader educational priority.

Interestingly, the data showed that students scored slightly higher in self-management than in self-efficacy. This indicates a higher ability to organize and plan AI-related learning activities than to confidently use AI tools in practice. One possible interpretation is that while students are theoretically prepared and understand how AI should function, they may lack hands-on experience or training in real-world applications of AI technologies. This gap points to the need for experiential learning opportunities that allow students to apply AI in academic and professional contexts.

The robust psychometric performance of the MAILS instrument in this setting confirms its cross-cultural validity and suggests its suitability for use in non-Western academic contexts. The structural model, validated through CFA and SEM, exhibited excellent internal consistency, construct validity, and predictive power. These results support the view that AI literacy is a multidimensional construct that requires both cognitive and affective competencies. Furthermore, the strong correlations among the subscales highlight the interdependent nature of knowledge, confidence, and behavioral regulation in the context of AI learning.

Overall, this study contributes to the growing literature on AI literacy by offering empirical evidence from a non-STEM, non-Western academic environment. It affirms that even in settings where direct interaction with AI technologies may be limited, students can achieve meaningful levels of literacy through digital immersion and conceptual engagement. However, to capitalize on this potential, universities must invest in integrated curricula, skill-based training, and ethical guidance for responsible AI use.

To fully realize the benefits of AI in education, further efforts are needed to address disparities in access, training, and application. Curriculum developers should embed AI-related content into general education and disciplinary courses, while educational policymakers must prioritize AI literacy as a foundational competency for the 21st century. Equipping students with the tools to critically engage with AI will not only enhance their academic performance but also empower them to act as informed, ethical, and adaptive citizens in a rapidly evolving technological world.

References

- Amirkhaninia, M., Tohidi, P., & Mirzamani, S. H. (2024). Investigating the Impact of Artificial Intelligence on the Scientific Advancement of Students at the Technical and Vocational College for Girls, Shahrekord. *Scientific Journal of New Research Approaches in Management and Accounting*, 8(28), 847-858. <https://majournal.ir/index.php/ma/article/view/2521>
- Barrett, M., Branson, L., Carter, S., DeLeon, F., Ellis, J., Gundlach, C., & Lee, D. (2019). Using Artificial Intelligence to Enhance Educational Opportunities and Student Services in Higher Education. *Inquiry: The Journal of the Virginia Community Colleges*, 22(1). <https://files.eric.ed.gov/fulltext/EJ1224780.pdf>
- 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*, 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. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.09319> 10.1016/j.chbah.2023.100014
- 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*. <https://doi.org/10.1109/TEM.2021.3138503>
- Faruqe, F., Watkins, R., & Medsker, L. (2021). Competency model approach to AI literacy: Research-based Path from initial framework to model. <https://doi.org/10.54364/AAIML.2022.1140>
- Hajianvari, L., & Ramezani, A. (2024). Examining the Status of Literacy, Application, and Factors Affecting the Acceptance of Artificial Intelligence Among Faculty Members. *Higher Education Quarterly*, 17(68), 106-131. <https://ensani.ir/fa/article/598905/>
- 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*, 12SP - 100338. <https://doi.org/10.1016/j.chbr.2023.100338>



- Laupichler, M. C., Aster, A., Schirch, J., & Raupach, T. (2022). Artificial intelligence literacy in higher and adult education: A scoping literature review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 3, 100101. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100101>
- Lintner, T. (2024). A systematic review of AI literacy scales. *NPJ Science of Learning*, 9(1), 50. <https://doi.org/10.1038/s41539-024-00264-4>
- Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI Literacy? Competencies and Design Considerations. Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, <https://doi.org/10.1145/3313831.3376727>
- Moore, D. S., Notz, W. I., & Fligner, M. A. (2021). *The Basic Practice of Statistics* (Vol. 9). W.H. Freeman. <https://api.apliko.ikmt.gov.al/HomePages/Resources/468760/TheBasicPracticeOfStatisticsNinthEdition.pdf>
- Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, K. W. S., & Qiao, M. S. (2021a). AI literacy: Definition, teaching, evaluation and ethical issues. <https://doi.org/10.1002/pr2.487>
- Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W., & Qiao, M. S. (2021b). Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 100041. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100041>
- Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Su, J., Ng, R. C. W., & Chu, S. K. W. (2023). Teachers' AI digital competencies and twenty-first century skills in the post-pandemic world. *Educational Technology Research and Development*, 71(1), 137-161. <https://doi.org/10.1007/s11423-023-10203-6>
- Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Su, M. J., Yim, I. H. Y., Qiao, M. S., & Chu, S. K. W. (2022). *AI literacy in K-16 classrooms*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-18880-0>
- Pinski, M., & Benlian, A. (2023). AI literacy - towards measuring human competency in artificial intelligence. Proceedings of the 56th Hawaii International Conference on System Sciences, <https://doi.org/10.24251/HICSS.2023.021>
- Rostaminejad, M., & Izi, M. (2023). Artificial Intelligence Literacy as a Platform for Achieving the Ethical Use of Artificial Intelligence. First International Conference on Digital Ethics and Cyberspace, University of Tehran, <https://cv.birjand.ac.ir/rostaminezhad/en/articlesInConferences/49880>
- Seraydarian, L. (2021). *How AI and Education Intersect*. <https://plat.ai/blog/how-ai-and-education-intersect/>
- Sezavar, M., Sezavar, S., Sadraei, M., & Doostifar, H. (2024). Artificial Intelligence Literacy in Elementary School Teachers. Second International Conference on Law, Management, Educational Sciences, Psychology, and Educational Planning Management, Tehran, <https://civilica.com/doc/2197084/>
- Singh, T., & Mishra, J. (2023). Learning with Artificial Intelligence Systems: Application, Challenges, and Opportunities. In *Impact of AI Technologies on Teaching, Learning, and Research in Higher Education* (pp. 236-253). Igi Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-4763-2.ch015>
- Su, J., & Ng, D. T. K. (2023). Artificial intelligence (AI) literacy in early childhood education: The challenges and opportunities. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 100124. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2023.100124>
- 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*. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2022.2072768>
- Wienrich, C., Carolus, A., Roth-Isigkeit, D., & Hotho, A. (2022). Inhibitors and Enablers to Explainable AI Success: A Systematic Examination of Explanation Complexity and Individual Characteristics. *Multimodal Technologies and Interaction*, 6(12). <https://doi.org/10.3390/mti6120106>