Applied Psychology, Volume 19, Issue 2, 2025, 127-149

ISSN: 2008-4331, eISSN: 2645- 3541

Received: 28 December 2024 *Revised: 22 April 2025* *Accepted: 27 April 2025*

Research Article

Psychometric Evaluation of the Artificial Intelligence User Self-Efficacy Scale in the Iranian Population

Esmaeil Sadri Damirchi[1]*, Maryam Ghahremanloo[2] & Saeed Khakdal Gojebagloo[2]

1. Professor of Counseling, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran. Email: e.sadri@uma.ac.ir
2. Ph.D. Student in Counseling, Faculty of Educational Sciences and Psychology, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran.

Abstract

Aim: This study aimed to evaluate the psychometric properties of the Artificial Intelligence User Self-Efficacy Scale in an Iranian adult sample.

Method: Using a descriptive survey design, 340 adults (137 men, 203 women) aged over 20 with basic AI and computer knowledge were selected via convenience sampling in 2024. Instruments included the AI User Self-Efficacy Scale, Questionnaire of AI Use Motives (QAIUM), and the Attitudes Toward AI Scale – Short Form (ATAI).

Results: Confirmatory factor analysis supported four dimensions: assistance, anthropomorphic interaction, comfort with AI, and technological skills. Significant positive correlations with QAIUM and ATAI (acceptance subscale) and a negative correlation with the fear of AI subscale confirmed concurrent validity. Reliability (Cronbach's alpha) ranged from 0.83 to 0.96.

Conclusion: The scale demonstrates strong psychometric properties in the Iranian population and may support educational and organizational AI adoption.

Key words: *Anthropomorphic Interaction, Assistance, Comfort with AI, Technological Skills, User Self-Efficacy*

Citation: Sadri Damirchi, E., Ghahremanloo, M., & Khakdal Gojebagloo, S. (2025). Psychometric Evaluation of the Artificial Intelligence User Self-Efficacy Scale in the Iranian Population. *Appl. Psychol 19 (2):127-149.*

OPEN ACCESS 10.48308/apsy.2025.238117.1749

Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

فصلنامهٔ روان‌شناسی کاربردی، دورهٔ ۱۹، شمارهٔ ۲، تابستان ۱۴۰۴، ۱۴۹-۱۲۷
ISSN: 2008-4331, eISSN: 2645- 3541
دریافت مقاله: ۱۴۰۳/۱۰/۰۸ دریافت اصلاحات: ۱۴۰۴/۰۲/۰۲ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۲/۰۷

مقاله پژوهشی

بررسی ویژگی‌های روانسنجی مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی در جامعهٔ ایرانی

اسماعیل صدری دمیرچی[1*]، مریم قهرمانلو[2] و سعید خاکدال قوجه‌بگلو[2]

۱ .استاد گروه مشاوره، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران. ایمیل: e.sadri@uma.ac.ir

۲. دانشجوی دکتری مشاوره، دانشکدهٔ علوم تربیتی و روان‌شناسی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران.

چکیده

هدف: این پژوهش با هدف ارزیابی ویژگی‌های روانسنجی مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی در جامعهٔ ایرانی انجام شد.

روش: روش پژوهش توصیفی از نوع پیمایشی بود. جامعهٔ آماری شامل تمامی افراد بالای ۲۰ سال در ایران در سال ۱۴۰۳ بود که دانش مقدماتی در زمینهٔ کامپیوتر و هوش مصنوعی داشتند. از میان آن‌ها، ۳۴۰ نفر (۱۳۷ مرد و ۲۰۳ زن) به روش نمونه‌گیری دردسترس انتخاب شدند. ابزار گردآوری داده شامل مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی، پرسشنامهٔ انگیزه‌های استفاده از هوش مصنوعی و فرم کوتاه مقیاس نگرش نسبت به هوش مصنوعی بود.

یافته‌ها: تحلیل عاملی تأییدی چهار عامل کلیدی شامل کمک، تعامل انسان‌وار، راحتی با هوش مصنوعی و مهارت‌های تکنولوژیکی را برای مقیاس خودکارآمدی تأیید کرد. نتایج ضرایب همبستگی پیرسون برای بررسی روایی همزمان (همگرا و واگرا) این مقیاس نشان داد که بین خرده مقیاس‌های آن و خرده مقیاس‌های پرسشنامهٔ انگیزه‌های استفاده از هوش مصنوعی و خرده مقیاس پذیرش هوش مصنوعی در مقیاس نگرش نسبت به هوش مصنوعی همبستگی مثبت معنادار و با خرده مقیاس ترس از هوش مصنوعی در مقیاس نگرش نسبت به هوش مصنوعی همبستگی منفی معنادار وجود دارد. همسانی درونی خرده مقیاس‌های این پرسشنامه نیز با استفاده از آلفای کرونباخ و ضرایب همبستگی بین ۰/۸۳ تا ۰/۹۶ تأیید شد.

نتیجه‌گیری: این مقیاس از ویژگی‌های روانسنجی مناسبی در جامعهٔ ایرانی برخوردار است و می‌تواند در تحقیقات مرتبط برای طراحی برنامه‌های آموزشی مؤثر و تسهیل پذیرش هوش مصنوعی در سازمان‌ها به کار گرفته شود.

کلید واژه‌ها: *تعامل انسان‌وار، خودکارآمدی کاربر، راحتی با هوش مصنوعی، کمک، مهارت‌های تکنولوژیکی*

استناد به این مقاله: صدری دمیرچی، اسماعیل.، قهرمانلو، مریم، و خاکدال قوجه‌بگلو، سعید. (۱۴۰۴). بررسی ویژگی‌های روانسنجی مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی در جامعهٔ ایرانی. *فصلنامهٔ روان‌شناسی کاربردی*، ۱۹ (۲): ۱۴۹-۱۲۷.

10.48308/apsy.2025.238117.1749

Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

مقدمه

از نیمهٔ دوم قرن بیستم تاکنون، فناوری اطلاعات[1] به عنوان ابزاری برای گسترش دانش مشترک ظهور کرده و نیروی محرکهٔ اصلی در اصلاحات آموزشی و سازمانی بوده است (حلیم، جوید، قدری و سومان، ۲۰۲۲). پیشرفت‌های سریع در فناوری اطلاعات و سیستم‌ها در دنیای امروز غیرقابل انکار است. در عصر جهانی‌سازی[2] که در آن موانع بین کشورها کاهش یافته است، نقش فناوری در تسهیل تعاملات بیش از پیش پررنگ شده است. این تعاملات نه تنها به صورت رو در رو، بلکه به طور گسترده از طریق واسطه‌های دیجیتال انجام می‌شوند و این فناوری دیجیتال[3] اکنون به عنوان ابزاری حیاتی برای ارتباطات، آموزش، تجارت و بسیاری از جنبه‌های دیگر زندگی روزمره تبدیل شده و همچنان به تحول و بهبود این حوزه‌ها ادامه می‌دهد (تابرونی و جولیانی، ۲۰۲۲).

در همین راستا، در دهه‌های گذشته شاهد پیشرفت‌های چشم‌گیری در فناوری هوش مصنوعی[4] بوده‌ایم که نه تنها درک ما از قابلیت‌های سیستم‌ها را تغییر داده، بلکه کاربردهای وسیعی را در زمینه‌های مختلف - از پزشکی و آموزش گرفته تا حمل‌ونقل و ارتباطات - فراهم آورده است (راسل و نورویگ، ۲۰۱۶). در عصر دیجیتال کنونی، هوش مصنوعی صنایع مختلف را متحول کرده و ماهیت کار را تغییر داده است (بانی، النسان، عبیدین، الملاحی، محمد و الدمنهوری، ۲۰۲۳). کاربرد هوش مصنوعی منجر به ایجاد ماشین‌های فکری[5] (ماشین‌هایی که قادر به تحلیل و پردازش اطلاعات مانند انسان‌ها هستند) شده که محتوای آموزشی و ارزیابی‌هایی ارائه می‌دهند و می‌توانند به صورت تطبیقی با کاربران از طریق متن و صدا تعامل داشته باشند. هوش مصنوعی که کاربردهایش از یادگیری مسائل تا انجام چالش‌های پیچیده را شامل می‌شود یک مربی روباتیک[6] است که به حل مسائل تطابق یافته و یادگیری خودتنظیم[7] افراد را تسهیل می‌کند (جونز و کستلانو، ۲۰۱۸).

با افزایش اهمیت فناوری‌های هوش مصنوعی در انجام کارهای سازمانی، تحصیلی و شغلی، توانایی افراد در استفادهٔ مؤثر و انطباق با این فناوری‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است (کاستونگوئه و همکاران، ۲۰۲۳). با این حال، موفقیت و اثربخشی استفاده از هوش مصنوعی تا حد زیادی به خودکارآمدی[8] کاربران در تعامل با این فناوری وابسته است.

---

[1] information technology
[2] globalization
[3] digital technology
[4] Artificial Intelligence (AI)
[5] thinking machines
[6] robotics coach
[7] self-regulated learning
[8] self-efficacy

بر اساس دیدگاه بندورا (۱۹۹۴) خودکارآمدی به باور فرد نسبت به توانایی خود در دستیابی به اهداف مورد نظر اشاره دارد. به بیان دیگر، خودکارآمدی احساسی از شایستگی برای تحقق هدف مطلوب است. افرادی که سطح بالایی از خودکارآمدی ادراک‌شده دارند، بیش‌تر بر این باورند که می‌توانند وظایف محول‌شده را با موفقیت انجام دهند. در مقابل، افرادی با خودکارآمدی پایین، معمولاً وظایف مورد نظر را دشوارتر از آنچه هست درک می‌کنند (حسن، ۲۰۰۶). پژوهش‌های متعددی خودکارآمدی را به طور کلی در رابطه با متغیرهای مختلفی همچون استرس شغلی، هیجان‌ها و پیشرفت بررسی کرده‌اند (خدایی و رحیمی، ۲۰۲۴؛ سلامتی و نصرتی جهرمی، ۲۰۲۲). در حیطهٔ تکنولوژی و فناوری، خودکارآمدی به معنای اعتماد به نفس فرد در استفادهٔ مؤثر از یک فناوری خاص است و به عنوان یکی از عوامل مهم در پذیرش و استفادهٔ بهینه از تکنولوژی‌ها به‌شمار می‌رود (هتلویک، تروندسن، لوی و گودمنسداتر، ۲۰۱۸). بر اساس نظریهٔ شناختی اجتماعی[1] بندورا، خودکارآمدی به باورهای فرد دربارهٔ قابلیت‌های خود برای انجام یک وظیفهٔ خاص اشاره دارد و این باورها می‌توانند بر روی انگیزه، رفتار و حتی نتایج عملکرد فرد تأثیرگذار باشند (بندورا ۱۹۸۶). در حالی که خودکارآمدی نقشی مهم در پذیرش و استفاده از فناوری دارد، اما مطالعات معدودی به بررسی خودکارآمدی در تعامل با هوش مصنوعی پرداخته‌اند. برای ارزیابی نحوهٔ درک و پذیرش فناوری اطلاعات توسط افراد، مطالعات پیشین از مقیاس‌های روانشناختی مختلفی استفاده کرده‌اند که شامل خودکارآمدی در استفاده از کامپیوتر[2] (کامپو و هیگینز، ۱۹۹۵)، خودکارآمدی کاربران کامپیوتر[3] (کسیدی و ایچس، ۲۰۰۲)، خودکارآمدی معلمان در استفاده از کامپیوتر[4] (تانگراسو و دی پاول، ۲۰۱۴)، خودکارآمدی اخلاقی در استفاده از کامپیوتر[5] (کوو و شو، ۲۰۰۱)، خودکارآمدی در استفاده از موبایل[6] (وانگ و وانگ، ۲۰۰۸)، خودکارآمدی اینترنت[7] (ترک‌زاده و ون دایک، ۲۰۰۱)، خودکارآمدی در فناوری اطلاعات و ارتباطات[8] (مشرف، باومن، انیس الحاک و مالک، ۲۰۱۸)، خودکارآمدی در یادگیری آنلاین[9] (کالاگوئس و کنسانجی، ۲۰۲۲) و خودکارآمدی در استفاده از ربات‌ها در کارهای بهداشتی[10] (تورجا، رانتنن و آکسنن، ۲۰۱۷) می‌شود. توزیع فناوری‌های جدید بر اساس عوامل اجتماعی-اقتصادی می‌تواند بر اعتماد به نفس فرد در استفاده از فناوری تأثیر بگذارد، زیرا یک

[1] social cognitive theory
[2] computer self-efficacy
[3] computer user self-efficacy
[4] teacher computer self-efficacy
[5] ethical computer self-efficacy
[6] mobile computing self-efficacy
[7] internet self-efficacy
[8] information and communications technology (ICT) self-efficacy
[9] online learning self-efficacy
[10] robot use self-efficacy in healthcare work

رابطهٔ مثبت بین تجربیات مرتبط با فناوری و خودکارآمدی فناوری وجود دارد (روستون، باور و وودکاک، ۲۰۲۰).

اگرچه باید اذعان کرد که پایه‌های هوش مصنوعی چندین دهه است که وجود دارد، اما پیشرفت‌های فناورانه اخیر، توانمندی‌های هوش مصنوعی را با سرعت بیشتری به جلو می‌برند (تومی، ۲۰۱۹) و تأثیر قابل توجهی بر شیوه‌های یادگیری، تعاملات و فعالیت‌های شغلی ما داشته است (چیین، سیو و نا، ۲۰۲۴). مفهوم خودکارآمدی هوش مصنوعی به عنوان سازه‌ای متمایز برای سنجش اطمینان افراد در توانایی استفاده‌ی مؤثر از فناوری‌های هوش مصنوعی مطرح شده است. از آنجایی که این فناوری مزایای قابل توجهی در راستای تسهیل امور برای کاربران به همراه داشته و توانسته بر مهارت‌هایی همچون توانایی حل مسئله (شو، شیه، وناِش و لینگ، ۲۰۲۰)، تفکر منطقی (میوسی، ۲۰۲۳)، عزت نفس (انگل، انگل و مایلوا، ۲۰۲۰؛ لیو، ۲۰۲۳؛ ژائو، ۲۰۲۲)، خلاقیت (وینچن و همکاران، ۲۰۲۳)، تأثیر قابل توجهی داشته باشد؛ بررسی آن از اهمیت محوری برخوردار است؛ چرا که ملاحظات اخلاقی و سهولت استفاده نقش بسزایی در شکل‌دهی نگرش‌های کاربران و قصد پذیرش فناوری ایفا می‌کنند (برگدال و شوبرگ، ۲۰۲۵). در این راستا، یکی از چالش‌های مهم در این زمینه، درک و اندازه‌گیری میزان خودکارآمدی کاربران در تعامل با هوش مصنوعی است. علاوه بر این، یک نگرانی جهانی هم وجود دارد که در نهایت، ماشین‌ها جایگزین نیروی کار انسانی خواهند شد (گرانولو، فوکس و پانتونی، ۲۰۱۹؛ ژو، چو، لی، منگ، ۲۰۲۰). بنابراین، برخی افراد با کمک فناوری هوش مصنوعی کارآمدتر خواهند شد، در حالی که برخی دیگر توسط آن جایگزین می‌شوند. به عبارت دیگر، فناوری هوش مصنوعی می‌تواند موجب قطب‌بندی اجتماعی شدیدتری شود. عدم تمایل به استفاده از فناوری هوش مصنوعی یا حتی اجتناب از آن ممکن است باعث شود که فرد بیشتر به حاشیه رانده شود. به عنوان مثال، افراد مسن‌تر معمولاً فناوری‌های جدید را رد می‌کنند زیرا فکر می‌کنند یادگیری آن‌ها سخت و زمان‌بر است. همین امر باعث می‌شود آن‌ها بیشتر منزوی و بیکار شوند (نولز و هنسن، ۲۰۱۸؛ لی، زاجا و شریت، ۲۰۰۸). این سطوح متفاوت دسترسی به هوش مصنوعی می‌تواند به مسئله‌ای اجتماعی حیاتی تبدیل شود به طوری که استفاده از فناوری هوش مصنوعی منجر به بهبود بهره‌وری و عملکرد شود (اندرسون و رینی، ۲۰۱۸). بنابراین، افرادی که خودکارآمدی فناورانه بالاتری دارند، نه تنها در استفاده از فناوری اعتمادبه‌نفس بیشتری نشان می‌دهند، بلکه این ویژگی ذهنی می‌تواند به عنوان پایه‌ای برای رشد مهارت‌های شناختی پیشرفته‌تر عمل کند (سورندرن، ۲۰۱۳). با وجود اهمیت خودکارآمدی در تعامل با فناوری‌ها، مطالعات نشان داده‌اند که تعداد کمی از تحقیقات به بررسی خودکارآمدی کاربران در استفاده از هوش مصنوعی پرداخته‌اند (وانگ و

چوانگ، ۲۰۲۴). بسیاری از مقیاس‌های روانسنجی موجود به‌طور خاص برای سنجش خودکارآمدی در استفاده از کامپیوتر طراحی شده‌اند و نمی‌توانند جنبه‌های خاص تعامل کاربران با هوش مصنوعی را به‌طور کافی پوشش دهند (کامپو و هیگینز، ۱۹۹۵؛ تئو و کوو، ۲۰۱۰؛ تانگِراسو و دی پاول، ۲۰۱۴). با وجود همه‌گیری استفاده از فناوری‌های هوش مصنوعی، چندین مانع مهم برای پذیرش هوش مصنوعی از قبیل کسب مهارت و ترس از ناشناخته‌ها وجود داشته است (گوسداف، ۲۰۱۹). به همین دلیل، پرداختن به چگونگی رو به رو شدن و نحوهٔ تعامل افراد با فناوری حائز اهمیت است. سای، چو، مارا و شن (۲۰۲۱) پیشنهاد کردند که برای دستیابی به اعتبار و توان پیش‌بینی بیشتر، ارزیابی‌های خودکارآمدی باید در سطح حوزه یا وظیفه-خاص[1] انجام شوند. در همین راستا، علاوه بر خودکارآمدی عمومی، خودکارآمدی وظیفه-خاص به میزان اعتماد فرد به توانایی خود در یک وظیفه یا وضعیت خاص اشاره دارد؛ به عنوان مثال، خودکارآمدی فناوری-خاص[2] به اعتماد فرد به توانایی خود در فراگیری یک فناوری خاص اشاره دارد (آیزن، ۲۰۰۲).

در این راستا، وانگ و چوانگ (۲۰۲۴) با در نظر گرفتن این نیاز، مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی[3] را در ۲۲ گویه طراحی کرده‌اند که خودکارآمدی ادراک شدهٔ فرد در استفاده از فناوری‌ها و محصولات هوش مصنوعی را می‌سنجد. این مقیاس شامل چهار عامل کمک[4]، تعامل انسان‌وار[5]، راحتی با هوش مصنوعی[6] و مهارت‌های تکنولوژیکی[7] است. وانگ و چوانگ (۲۰۲۴) در پژوهشی نشان دادند مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی از ویژگی‌های روانسنجی خوب و اعتبار بالایی برخوردار است. وانگ و چوانگ (۲۰۲۴) فرض کرده‌اند که خودکارآمدی در استفاده از هوش مصنوعی در افراد می‌تواند بسیار متفاوت باشد. درواقع، یکی از اصول محوری در خودکارآمدی، خاص بودن آن نسبت به حوزه‌های مختلف است (مزاحم، بولاد و غانم، ۲۰۲۱). سازهٔ خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی را می‌توان متناسب با موقعیت‌های خاص مرتبط با فناوری‌های هوش مصنوعی تطبیق داد. بنابراین، تأکید مطالعهٔ وانگ و چوانگ (۲۰۲۴) بر ضرورت تدوین یک مقیاس خاص برای اندازه‌گیری خودکارآمدی در استفاده از هوش مصنوعی بوده است. علی‌رغم پیشرفت‌های گسترده در فناوری‌های هوش مصنوعی، بسیاری از سازمان‌ها در ادغام این فناوری‌ها با سیستم خود با مقاومت روبه‌رو هستند (لاکین،کوکوروا، کنت و بولِی، ۲۰۲۲). این

[1] task-specific
[2] technology-specific
[3] artificial intelligence user self-efficacy
[4] assistance
[5] anthropomorphic interaction
[6] comfort with AI
[7] technological skills

مقاومت می‌تواند ناشی از موانع نهادی، فرهنگی، اقتصادی و سیاسی باشد (لیو، گیرت‌هاوس و گرینجر، ۲۰۲۰). با گسترش ابزارهای مبتنی بر هوش مصنوعی، نیاز به توانمندسازی نیروی انسانی برای استفاده مؤثر از این فناوری‌ها بیش از پیش احساس می‌شود (پوزنر و فی‌فی، ۲۰۲۰). با این حال، نگرانی‌های اخلاقی (اسلیمی و کاربالیدو، ۲۰۲۳) و کمبود مهارت‌های تخصصی (لریاس، گِرا و فررا ، ۲۰۲۴)، پذیرش هوش مصنوعی را در سازمان‌ها با دشواری مواجه کرده است. امروزه، به علت گسترش استفاده از هوش مصنوعی در بخش‌های مختلف سازمانی، شغلی و تحصیلی در ایران، فهم و تقویت خودکارآمدی افراد در استفاده از هوش مصنوعی ضروری است تا از مزایای این فناوری در جامعهٔ ایران در حد مطلوبی بهره‌برداری شود. بنابراین، به دلیل عدم وجود مقیاس فارسی خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی و به منظور رفع این شکاف، مطالعهٔ حاضر درصدد پاسخ به این سؤال است که آیا مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی در جامعهٔ ایرانی از روایی و پایایی مطلوب برخوردار است؟

روش

پژوهش حاضر از لحاظ هدف کاربردی و از نظر روش توصیفی از نوع پیمایشی است که در زمرهٔ پژوهش‌های کمی (روانسنجی) قرار می‌گیرد. جامعهٔ آماری را کلیهٔ افراد جامعهٔ ایران در ماه‌های آبان و آذر سال ۱۴۰۳ که اطلاعات مقدماتی در زمینهٔ کامپیوتر و هوش مصنوعی داشتند تشکیل می‌دادند که بالای ۲۰ سال سن داشتند و از میان آنها با استفاده از روش نمونه‌گیری دردسترس ۳۴۰ نفر (۱۳۷مرد، ۲۰۳ زن) انتخاب شدند. برای توجیه حداقل حجم نمونه در تحلیل عاملی تأییدی[1]، مطالعه‌ای از بوجنگ، غنی، سولار و ذوالکفلی (۲۰۱۲) راهنمایی‌هایی برای اندازهٔ نمونه بر اساس انواع مقیاس‌های اندازه‌گیری و تعداد متغیرها ارائه می‌دهد. این مطالعه نشان می‌دهد که برای انجام تحلیل عاملی تأییدی، استفاده از حجم نمونهٔ کافی بسیار مهم است و معمولاً نسبت ۱۰ تا ۲۰ نمونه به ازای هر متغیر و حداقل ۲۰۰ نمونه توصیه می‌شود. این تعداد برای اطمینان از پایداری و قابلیت تعمیم نتایج الزامی است. این توصیه‌ها براساس نتایج بررسی‌های آماری و تجربی به دست آمده است که نشان می‌دهد حجم نمونهٔ کوچک‌تر می‌تواند منجر به عدم دقت در تعیین ساختارهای عاملی شود. بنابراین، با توجه به اهمیت صحت و پایداری نتایج، به‌ویژه در پژوهش‌های روان‌سنجی و علوم رفتاری، استفاده از نمونه‌های بزرگ‌تر ترجیح داده می‌شود.

[1] Confirmatory Factor Analysis (CFA)

برای پاسخ‌دهی شرکت‌کنندگان به پرسشنامه‌های پژوهش از سایت پرس‌لاین استفاده شد و لینک پرسشنامه در شبکه‌های اجتماعی منتشر و در اختیار شرکت‌کنندگان قرار گرفت. به منظور تشخیص افراد ایرانی که اطلاعات مقدماتی مذکور را دارا هستند دو سؤال در این زمینه پس از سؤالات مربوط به اطلاعات جمعیت‌شناختی، در ابتدای پرسشنامه قرار گرفت؛ «آیا تجربهٔ استفاده از هوش مصنوعی را داشته‌اید؟»، «اگر تجربهٔ استفاده از هوش مصنوعی را داشته‌اید در چه زمینه و برای چه کاری بوده است؟». در سؤال اول شرکت‌کنندگان از بین ۴ گزینه باید یکی را انتخاب می‌کردند (۱- اصلا تجربه‌ای نداشته‌ام ۲- خیلی کم تجربه داشته‌ام ۳- تجربهٔ متوسطی داشته‌ام و ۴- تجربهٔ زیادی داشته‌ام). پس از بررسی، افرادی که گزینه‌های ۱ و ۲ را انتخاب کرده بودند از پژوهش خارج شدند و افرادی که گزینه‌های ۳ و ۴ را انتخاب کرده بودند وارد پژوهش شدند. همچنین در سؤال دوم افرادی که هدف و قصد خود را مشخص کرده بودند که در چه زمینه‌ای و برای چه کاری از هوش مصنوعی استفاده می‌کنند وارد پژوهش شدند و افرادی که به این سؤال پاسخ نداده بودند از تحلیل خارج شدند.

در این پژوهش، معیارهای ورود شامل داشتن سن ۲۰ سال و بالاتر، برخورداری از دانش مقدماتی در زمینهٔ کامپیوتر و هوش مصنوعی و داشتن رضایت آگاهانه برای شرکت در پژوهش بود. معیارهای خروج نیز شامل داشتن سن کمتر از ۲۰ سال، نداشتن آشنایی با اطلاعات مربوط به کامپیوتر و هوش مصنوعی و عدم رضایت برای مشارکت در پژوهش بود.

ابزارهای پژوهش

مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی

این مقیاس که توسط وانگ و چوانگ (۲۰۲۴) ارائه شد، از ۲۲ سؤال تشکیل شده و خودکارآمدی ادراک شدهٔ فرد در استفاده از فناوری‌ها و محصولات هوش مصنوعی را می‌سنجد. این مقیاس شامل ۴ فاکتور کمک، تعامل انسان‌وار، راحتی با هوش مصنوعی و مهارت‌های تکنولوژیکی است. پاسخ‌گویی به صورت لیکرت هفت درجه‌ای از نمرهٔ ۱ (کاملاً مخالفم) تا نمرهٔ ۷ (کاملاً موافقم) است. کمترین نمره ۲۲ و بیشترین نمره ۱۵۴ است. نمرهٔ بالاتر نشان‌دهندهٔ احساس خودکارآمدی بیشتر نسبت به استفاده از هوش مصنوعی است. در پژوهش وانگ و چوانگ (۲۰۲۴) پایایی این مقیاس با استفاده از آلفای کرونباخ ۰/۹۵ به دست آمد و نمرات آلفا برای عوامل کمک، تعامل انسان‌وار، راحتی با هوش مصنوعی و مهارت‌های تکنولوژیکی به ترتیب ۰/۹۴، ۰/۹۷، ۰/۹۶ و ۰/۸۶ بودند. همچنین، روایی این مقیاس در پژوهش آن‌ها مورد تأیید قرار گرفته است.

پرسشنامه‌ی انگیزه‌های استفاده از هوش مصنوعی[1]

این پرسشنامه توسط یورت و کاسارچی (۲۰۲۴) به منظور بررسی انگیزه‌های استفاده از هوش مصنوعی در بین دانشجویان طراحی و اعتباریابی شده است. این پرسشنامه ۲۰ سؤال و پنج عامل شامل انتظار (سؤالات ۱ تا ۴)، دستیابی (سؤالات ۵ تا ۸)، ارزش سودمندی (سؤالات ۹ الی ۱۲)، ارزش ذاتی/ بهره (سؤالات ۱۳ الی ۱۶) و هزینه (سؤالات ۱۷ الی ۲۰) است. شیوهٔ نمره‌گذاری به صورت طیف لیکرت ۵ درجه‌ای است (۱= کاملا غلط ۵= کاملا درست). حداقل نمره ۲۰ و حداکثر نمره ۱۰۰ است. نتیجهٔ پژوهش یورت وکاسارچی (۲۰۲۴) نشان داد که این مقیاس از روایی مناسبی برخوردار است (NFI=۰/۹۴، IFI=۰/۹۶، TLI=۰/۹۵ و RMSEA=۰/۰۷۰) و این مقیاس پایایی مناسبی دارد؛ به طوری که ضریب آلفای کرونباخ برای عامل انتظار ۰/۸۸، برای عامل دستیابی ۰/۹۲، برای عامل ارزش سودمندی ۰/۹۱، برای عامل ارزش ذاتی یا بهره ۰/۹۳ و برای عامل هزینه ۰/۸۶ به دست آمد. در پژوهش شیخ الاسلامی، خاکدال و زردی (۲۰۲۵) میزان آلفای کرونباخ برای عامل انتظار ۰/۸۷، برای عامل دستیابی ۰/۸۶، برای عامل ارزش سودمندی ۰/۸۹، برای عامل ارزشی ذاتی/بهره ۰/۸۲، برای عامل هزینه ۰/۷۲ و برای انگیزه های استفاده از هوش مصنوعی ۰/۹۰ بدست آمد. در پژوهش حاضر میزان آلفای کرونباخ برای عامل انتظار ۰/۸۰، برای عامل دستیابی۰/۸۸، برای عامل ارزش سودمندی ۰/۸۹، برای عامل ارزش ذاتی/بهره ۰/۸۵ و برای عامل هزینه ۰/۸۶ بدست آمد.

فرم کوتاه مقیاس نگرش نسبت به هوش مصنوعی[2]

این مقیاس که توسط سیندرمن و همکاران (۲۰۲۴) ارائه شد شامل پنج سؤال است و از یک طیف لیکرت ۷ درجه‌ای برای پاسخ‌ها استفاده می‌کند که از ۰ (کاملاً مخالف) تا ۶ (کاملاً موافق) متغیر است. کمترین نمره صفر و بیشترین نمره ۳۰ است. طیف لیکرت ۷ درجه‌ای برای ارائه تصویری دقیق‌تر از نگرش فرد نسبت به هوش مصنوعی، به ویژه با توجه به ساختار مختصر این معیار، طراحی شده است. در پژوهش سیندرمن و همکاران (۲۰۲۴) ساختار عاملی این مقیاس مورد آزمایش قرار گرفت و نتایج نشان داد که این مقیاس شامل دو عامل است: پذیرش[3] (گویه‌های ۲ و ۴) و ترس از هوش مصنوعی[4] (گویه‌های ۱، ۳ و۵) و روایی و پایایی این مقیاس

[1] questionnaire of artificial intelligence use motives
[2] Attitude Towards Artificial Intelligence Scale – short measure (ATAI)
[3] acceptance
[4] fear of artificial intelligence

مورد تأیید قرار گرفت. در پژوهش حاضر میزان آلفای کرونباخ برای عامل پذیرش هوش مصنوعی ۰/۷۸ و برای عامل ترس از هوش مصنوعی ۰/۷۲ به‌دست آمد.

یافته‌ها

جدول ۱. یافته‌های جمعیت شناختی

		فراوانی	درصد
جنسیت	مرد	۱۳۷	۴۰/۳
	زن	۲۰۳	۵۹/۷
	کل	۳۴۰	۱۰۰
سن	۲۹-۲۰	۷۶	۲۲/۴
	۳۹-۳۰	۱۴۴	۴۲/۴
	۴۹-۴۰	۵۱	۱۵
	۵۰<.....	۶۹	۲۰/۳
تحصیلات	دیپلم	۲۷	۷/۹
	لیسانس	۱۵۶	۴۵/۹
	فوق لیسانس	۷۶	۲۲/۴
	دکترا	۸۱	۲۳/۸
رشته تحصیلی	علوم پایه	۴۰	۱۱/۸
	علوم انسانی	۱۳۶	۴۰
	علوم تجربی	۷۱	۲۰/۹
	فنی مهندسی	۹۳	۲۷/۴

جدول ۲. یافته‌های توصیفی

متغیرها	میانگین	انحراف معیار
کمک	۳۴/۱۴	۷/۸
تعامل انسان‌وار	۲۷/۸۸	۴/۷۸
راحتی با هوش مصنوعی	۲۸/۳۵	۸/۶۵
مهارت‌های تکنولوژیکی	۱۶/۷۹	۵/۹۷

همان‌طور که در جدول ۲ مشاهده می‌شود، میانگین و انحراف معیار خرده مقیاس کمک به ترتیب برابر با ۳۴/۱۴ و ۷/۸، میانگین و انحراف معیار خرده مقیاس تعامل انسان‌وار به ترتیب

برابر با ۲۷/۸ و ۴/۷۸، میانگین و انحراف معیار خرده مقیاس راحتی با هوش مصنوعی به ترتیب برابر با ۲۸/۳۵ و ۸/۶۵ و میانگین و انحراف معیار خرده مقیاس مهارت‌های تکنولوژیکی به ترتیب برابر با ۱۶/۷۹ و ۵/۹۷ است.

به‌منظور کسب اطمینان از روایی مقیاس، روایی صوری، همزمان (همگرا و واگرا) و سازه در خصوص این مقیاس بررسی شد. برای تعیین روایی صوری از دو نفر متخصص زبان و روانشناسی خواسته شد تا مقیاس را به زبان فارسی ترجمه کنند و بعد از آن از دو نفر متخصص دیگر خواسته شد متن ترجمه شده را با متن اصلی تطبیق دهند بعد از آن سؤالات در اختیار ۴ نفر از دانشجویان دکتری مشاوره قرار گرفت تا آنها را از نظر شفاف بودن، روان و قابل فهم بودن و متناسب با شرایط فرهنگی جامعهٔ ایرانی، مورد بررسی قرار دهند. از نظر این متخصصان مقیاس مذکور به لحاظ صوری ابزاری روا تشخیص داده شد. برای تعیین روایی همزمان (همگرا و واگرا) مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی از پرسشنامهٔ انگیزه‌های استفاده از هوش مصنوعی و فرم کوتاه مقیاس نگرش نسبت به هوش مصنوعی استفاده شد. نتایج در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳. ضریب همبستگی بین متغیرهای پژوهش

متغیرها	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱
کمک	۱										
تعامل انسان‌وار	۰/۵۷**	۱									
راحتی با هوش مصنوعی	۰/۵۶**	۰/۴۹**	۱								
مهارت‌های تکنولوژیکی	۰/۵۴**	۰/۶۳**	۰/۵۵**	۱							
انتظار	۰/۶۳**	۰/۶۰**	۰/۶۰**	۰/۶۳**	۱						
دستیابی	۰/۴۷**	۰/۵۳**	۰/۵۸**	۰/۵۰**	۰/۵۵**	۱					
ارزش سودمندی	۰/۵۳**	۰/۶۸**	۰/۶۲**	۰/۵۲**	۰/۵۷**	۰/۶۰**	۱				

متغیرها	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱
ارزش ذاتی	۰/۵۳**	۰/۶۵**	۰/۶۶**	۰/۵۹**	۰/۶۰**	۰/۶۳**	۰/۵۹**	۱			
هزینه	۰/۵۲**	۰/۶۲**	۰/۶۵**	۰/۶۱**	۰/۶۴**	۰/۵۵**	۰/۵۸**	۰/۵۹**	۱		
پذیرش	۰/۴۸**	۰/۵۹**	۰/۴۴**	۰/۳۹**	۰/۳۶**	۰/۲۵**	۰/۳۵**	۰/۳۵**	۰/۳۹**	۱	
ترس	-۰/۵۱**	-۰/۴۴**	-۰/۴۲**	-۰/۲۱**	-۰/۳۳**	-۰/۲۲**	-۰/۳۵**	-۰/۳۲**	-۰/۳۳**	-۰/۴۷**	۱

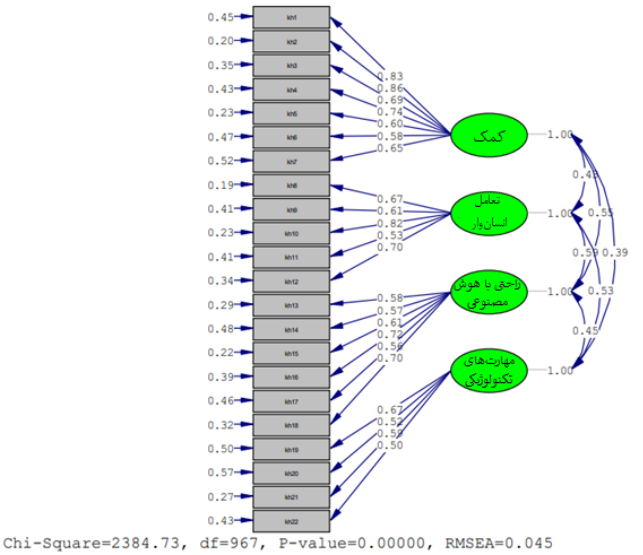
**p<۰/۰۱ *p<۰/۰۵

همان‌طور که در جدول ۳ نشان داده شده است، ضرایب همبستگی بین نمرات خرده‌مقیاس‌های خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی و نمرات خرده‌مقیاس‌های پرسشنامهٔ انگیزه‌های استفاده از هوش مصنوعی و همچنین فرم کوتاه مقیاس نگرش نسبت به هوش مصنوعی معنادار است. ضرایب همبستگی مثبت و معنادار بین ۰/۲۵ تا ۰/۶۸ نشان‌دهندهٔ روایی همزمان (همگرای) این مقیاس است. این ضرایب نشان می‌دهند که خرده‌مقیاس‌های خودکارآمدی با خرده‌مقیاس‌های انگیزه‌های استفاده و پذیرش هوش مصنوعی در فرم کوتاه مقیاس نگرش نسبت به هوش مصنوعی همبستگی مثبت دارند. از سوی دیگر، ضرایب همبستگی منفی و معنادار بین ۰/۲۱- تا ۰/۵۱- بین خرده‌مقیاس‌های خودکارآمدی کاربر و خرده‌مقیاس ترس از هوش مصنوعی در فرم کوتاه مقیاس نگرش نسبت به هوش مصنوعی نشان‌دهندهٔ روایی همزمان (واگرای) مناسب این مقیاس است.

جهت بررسی روایی سازهٔ مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی از شیوهٔ تحلیل عاملی تأییدی استفاده شد. برای تأیید ساختار عاملی مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی، از نرم‌افزار لیزرل[1] استفاده شد. همان‌طور که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، همهٔ ماده‌های مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی دارای ضرایب مطلوبی هستند، یعنی تمامی سؤال‌ها دارای بار عاملی ۰/۵۰ به بالا هستند و روی عامل‌های مورد نظر به طور معنی‌داری بار گذاشته‌اند. بیشترین بار عاملی مربوط به سؤال ۲ با بار عاملی ۰/۸۶ و کمترین عامل مربوط به سؤال ۷ با بار عاملی

[1] Linear Structural Relations (LISREL)

۰/۵۲ بود. در خصوص شاخص‌های CFI، RFI و NNFI برخی از محققان معتقدند که حداقل مقدار قابل قبول آن ۰/۹۰ است و مقادیر بالای ۰/۹۵ نشانگر برازش عالی مدل است. همچنین در خصوص شاخص RMSEA نیز مقدار کمتر از ۰/۸۰ نشانگر برازش خوب مدل است (محسنین و اسفیدانی، ۱۳۹۳). با توجه به شاخص‌های این تحلیل در جدول ۴ می‌توان نتیجه گرفت این آزمون از روایی سازه‌ای مناسبی برخوردار است.



شکل۱. مدل استاندارد تحلیل عاملی تأییدی مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی

جدول۴. مقادیر شاخص‌های برازش الگوی تحلیل عاملی تاییدی مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی

RMSEA	NNFI	NFI	CFI	X^2 /df	X^2
۰/۰۴۵	۰/۹۳	۰/۹۲	۰/۹۴	۲/۴۷	۲۳۸۴/۷۳

جهت بررسی پایایی مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی از آلفای کرونباخ استفاده شد که نتایج آن در جدول ۵ نشان داده شده است. همانطور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود ضریب آلفای کرونباخ برای خرده مقیاس کمک برابر با ۰/۸۳، ضریب آلفای کرونباخ برای خرده مقیاس تعامل انسان‌وار برابر با ۰/۸۶، ضریب آلفای کرونباخ برای خرده مقیاس راحتی با هوش مصنوعی برابر با ۰/۹۴ و ضریب آلفای کرونباخ برای خرده مقیاس مهارت‌های تکنولوژیکی ۰/۹۱ به دست

آمد. این ضرایب نشانهٔ همسانی درونی رضایت بخش مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی است. در نتیجه این مقیاس از پایایی مناسبی برخوردار است.

جدول۵. ضرایب آلفای کرونباخ مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی

متغیرها	آلفای کرونباخ
کمک	۰/۸۳
تعامل انسان‌وار	۰/۸۶
راحتی با هوش مصنوعی	۰/۹۴
مهارت‌های تکنولوژیکی	۰/۹۱

بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های پژوهش حاضر نشان داد که مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی در جامعهٔ ایرانی دارای ویژگی‌های روان‌سنجی مناسبی است. نتایج تحلیل عاملی تأییدی مقیاس با استفاده از روش تحلیل مولفه‌های اصلی، وجود چهار عامل را تأیید کرد. این یافته‌ها با نتایج پژوهش‌های انجام‌شده توسط یانگ و چونگ (۲۰۲۳) در زمینهٔ ساختار عاملی مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی همخوانی دارد.

برای ارزیابی روایی صوری، ابتدا دو متخصص در زمینه‌ی زبان و روانشناسی مقیاس را به زبان فارسی ترجمه کردند. سپس دو متخصص دیگر متن ترجمه‌شده را با نسخهٔ اصلی مقایسه نمودند. در ادامه، چهار دانشجوی دکتری مقیاس را از نظر شفافیت، روان بودن، قابلیت فهم و تناسب فرهنگی بررسی کردند. تمامی این مراحل تأیید کردند که مقیاس به لحاظ صوری، ابزاری روا است.

روایی همزمان مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی از طریق اجرای همزمان با پرسشنامهٔ انگیزه‌های استفاده از هوش مصنوعی و فرم کوتاه مقیاس نگرش نسبت به هوش مصنوعی محاسبه شد. نتایج نشان داد که ضرایب همبستگی میانگین نمرات آزمودنی‌ها در خرده‌مقیاس‌های خودکارآمدی با خرده‌مقیاس‌های انگیزه‌های استفاده از هوش مصنوعی و خرده‌مقیاس پذیرش هوش مصنوعی در فرم کوتاه مقیاس نگرش نسبت به هوش مصنوعی مثبت و معنادار است. همچنین، رابطهٔ منفی و معناداری بین خرده‌مقیاس‌های خودکارآمدی و خرده‌مقیاس ترس از هوش مصنوعی در فرم کوتاه مقیاس نگرش نسبت به هوش مصنوعی وجود داشت. این نتایج حاکی از روایی کافی مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی است.

برای بررسی روایی سازهٔ این مقیاس، از تحلیل عاملی تأییدی استفاده شد. نتایج تحلیل عاملی تأییدی با استفاده از نرم‌افزار لیزرل ۸/۸ تأیید کرد که تمامی شاخص‌های برازندگی مدل اندازه‌گیری مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی مناسب است و این مقیاس از روایی سازه‌ای مطلوبی برخوردار است. این یافته‌ها نیز با نتایج پژوهش‌های یانگ و چونگ (۲۰۲۳) همخوانی دارد.

همچنین، پایایی درونی سؤالات مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی با استفاده از ضرایب آلفای کرونباخ مورد تأیید قرار گرفت که نشان‌دهندهٔ پایایی بالای این مقیاس است. این نتیجه نیز با پژوهش یانگ و چونگ (۲۰۲۳) مطابقت دارد.

بُعد «کمک» به میزانی اشاره دارد که افراد، فناوری‌ها/محصولات مبتنی بر هوش مصنوعی را در انجام وظایف خود مفید و ارزشمند تلقی می‌کنند. بُعد «تعامل انسان‌وار» بیانگر درجه‌ای از انسان‌واره‌سازی است که افراد هنگام تعامل با فناوری‌ها/محصولات هوش مصنوعی تجربه می‌کنند. بُعد «راحتی با هوش مصنوعی» به آگاهی هیجانی فرد در هنگام تعامل با این فناوری‌ها مربوط می‌شود. همچنین، بُعد «مهارت‌های تکنولوژیکی» نشان‌دهندهٔ پیش‌زمینه‌ی دانشی و میزان اعتماد به نفس فرد در استفاده از فناوری‌ها/محصولات هوش مصنوعی است وانگ و چوانگ (۲۰۲۴). با توجه به نتایج پژوهش حاضر و مطابق با نتایج پژوهش‌های وانگ و چوانگ (۲۰۲۴)، می‌توان نتیجه گرفت که این مقیاس ۲۲ ماده‌ای ابزاری مناسب برای سنجش متغیر خودکارآمدی کابر هوش مصنوعی در ایران است و این مقیاس بدون نیاز به حذف سؤالات، ساختار اصلی خود را حفظ کرده است و می‌تواند ابزاری مفید برای پژوهشگران در زمینهٔ خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی باشد. علاوه بر این، با توجه به نوظهور بودن این حیطه، مقیاس مذکور می‌تواند پایه‌گذار پژوهش‌های آتی باشد.

خودکارآمدی، به عنوان عاملی بسیار مهم در درک و پذیرش فناوری‌های نوآورانه شناخته شده است. مطالعات گذشته نشان داده‌اند افرادی که دارای خودکارآمدی فناوری هستند، به احتمال بیشتری محصولات و خدمات فناوری جدید را می‌پذیرند (شا، چانگ و سِنگ، ۲۰۱۴؛ سای و همکاران، ۲۰۱۹؛ یانگ، ۲۰۱۰). بنابراین، برای پژوهشگران ضروری است که در مراحل اولیه، عواملی را که ممکن است تأثیر مثبت یا منفی بر پذیرش و به‌کارگیری فناوری‌ها و محصولات هوش مصنوعی داشته باشند، مورد بررسی قرار دهند. در ادبیات پژوهشی، عواملی مانند خودکارآمدی که بر فناوری متمرکز هستند، به عنوان عناصر کلیدی در پذیرش فناوری‌های نوین و سیستم‌های اطلاعاتی شناخته می‌شوند (گلنت، ۲۰۱۷).

در این میان، مقیاس خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی با برخورداری از چهار مؤلفه اصلی- کمک، تعامل انسان‌وار، راحتی با هوش مصنوعی و مهارت‌های تکنولوژیکی-ابزاری نوین و معتبر برای سنجش این سازه است که می‌تواند به محققان در توسعه و آزمون نظریه‌ها و مدل‌های مرتبط با هوش مصنوعی کمک کند. این ابزار، امکان بررسی موضوعات علّی همچون خودکارآمدی افراد، رفتار یادگیری انگیزشی، اضطراب، انتظارات پیامدی، عواطف، درگیری شناختی، درک مفید بودن فناوری هوش مصنوعی، درک لذت‌بخش بودن هوش مصنوعی، درک سهولت استفاده از سیستم و عملکرد رفتاری بعدی را فراهم می‌سازد (آکتاگ، ۲۰۱۵؛ چائو، ۲۰۱۹؛ چن، ۲۰۱۷؛ شاو و همکاران، ۲۰۱۴؛ جان، ۲۰۱۳؛ لی و ریو، ۲۰۱۳؛ پینیل و چیزر، ۲۰۱۳؛ وانگ و وانگ، ۲۰۲۲).

هم‌راستا با دیدگاه نظریهٔ شناختی اجتماعی که خودکارآمدی را فرآیندی انگیزشی بنیادین می‌داند، نتایج این مطالعه نیز تأکید می‌کنند که خودکارآمدی نقشی کلیدی در تعیین رفتارهای یادگیری ایفا می‌کند. پیامدهای انگیزشی خودکارآمدی شامل انتخاب فعالیت، تلاش، پایداری و موفقیت است. افرادی با خودکارآمدی بالا، در مقایسه با افراد دارای خودکارآمدی پایین، بیشتر در فعالیت‌ها مشارکت می‌کنند، تلاش بیشتری از خود نشان می‌دهند، در لحظات دشوار پایداری بیشتری دارند و به دستاوردهای بالاتری می‌رسند (شانک و دی‌بندیدتو، ۲۰۲۰). همچنین، زیمرمن (۲۰۰۰) بیان کرده است که انگیزش فرد برای مشارکت در یک فعالیت، مبتنی بر قضاوت ذهنی او از توانمندی‌هایش است. بر همین اساس، می‌توان گفت رفتارهای یادگیری انگیزشی، از جمله کسب مهارت‌ها و تخصص‌های مرتبط با هوش مصنوعی، مستقیماً تحت تأثیر مؤلفهٔ باور یعنی خودکارآمدی کاربر هوش مصنوعی قرار دارند و این سازه در فرآیند پذیرش و به‌کارگیری فناوری‌های هوش مصنوعی نقش تعیین‌کننده‌ای دارد (وانگ و چوانگ، ۲۰۲۴).

با توجه به گسترش استفاده از هوش مصنوعی در حوزه‌های گوناگون سازمانی، شغلی و تحصیلی، سنجش، تقویت و ارتقای خودکارآمدی کاربران در استفاده از این فناوری در حدی مطلوب، اخلاقی و غیرآسیب‌رسان به مهارت‌های افراد، گامی اساسی برای بهره‌برداری مؤثر از ظرفیت‌های آن به شمار می‌رود. به‌کارگیری این مقیاس در مطالعات آینده می‌تواند مسیر طراحی مداخلات آموزشی هدفمند را برای افزایش آمادگی روان‌شناختی و رفتاری کاربران هموار ساخته و فرآیندهای پذیرش و یکپارچه‌سازی هوش مصنوعی را در سطوح مختلف تسریع نماید.

با این حال، پژوهش حاضر دارای محدودیت‌هایی نیز بود. نخست آنکه نمونه‌گیری به روش در دسترس و تمرکز بر افراد دارای دانش مقدماتی هوش مصنوعی، ممکن است تعمیم‌پذیری یافته‌ها را به گروه‌های با مهارت‌های دیجیتالی پایین‌تر یا مناطق محروم با دسترسی محدود به فناوری،

تحت تأثیر قرار دهد. همچنین، عدم تنوع کافی در ویژگی‌های جمعیت‌شناختی نمونه (مانند سنین بالاتر یا افراد با تحصیلات غیررسمی) که ممکن است تجربیات متفاوتی از خودکارآمدی در مواجهه با هوش مصنوعی داشته باشند، از دیگر محدودیت‌های این پژوهش محسوب می‌شود. از جنبه روش‌شناسی، اتکا به پرسشنامه‌های خودگزارشی ممکن است تحت تأثیر سوگیری‌های اجتماعی قرار گرفته باشد، در حالی که سنجش عینی رفتارهای واقعی کاربران در تعامل با سیستم‌های هوش مصنوعی می‌تواند غنای داده‌ها را افزایش دهد. با توجه به این محدودیت‌ها و یافته‌های پژوهش، پیشنهاد می‌شود مطالعات آینده با به کارگیری روش‌های نمونه‌گیری طبقه‌بندی‌شده، گروه‌های متنوع‌تری از جمله تحصیلات، موقعیت شغلی، افراد مسن، کارگران با مهارت‌های دیجیتال پایین و ساکنان مناطق جغرافیایی مختلف را شامل شوند تا تعمیم‌پذیری نتایج افزایش یابد. انجام مطالعات طولی برای بررسی تحول خودکارآمدی کاربران در مواجهه با پیشرفت‌های سریع هوش مصنوعی نیز می‌تواند بینش‌های ارزشمندی ارائه دهد. به منظور تکمیل یافته‌های کمی، استفاده از روش‌های کیفی مانند مصاحبه‌های عمیق یا گروه‌های کانونی برای کشف ابعاد پنهان خودکارآمدی در بافت فرهنگی ایران پیشنهاد می‌شود. همچنین، جمع‌آوری داده‌های رفتاری از طریق ثبت تعاملات کاربران با سیستم‌های هوش مصنوعی می‌تواند سنجش عینی‌تری از خودکارآمدی ارائه کند. در سطح کاربردی، طراحی و آزمون مداخلات آموزشی مبتنی بر یافته‌های این پژوهش، به ویژه برای گروه‌های خاص مانند معلمان، مدیران، دانشجویان، اساتید و کارگران صنعتی می‌تواند مؤثر باشد. انجام مطالعات تطبیقی بین‌فرهنگی به درک بهتر تأثیر متغیرهای فرهنگی بر خودکارآمدی هوش مصنوعی نیز کمک خواهد کرد. در نهایت، تدوین راهکارهای سیاستی می‌تواند به نهادهای آموزشی و صنعتی در کاهش شکاف دیجیتالی و تسهیل پذیرش هوش مصنوعی یاری رساند.

موازین اخلاقی

در این پژوهش ملاحظات اخلاقی شامل محرمانگی، رازداری، گمنام بودن مشارکت‌کنندگان و رضایت آگاهانه، رعایت شدند.

مشارکت نویسندگان

تمامی مراحل پژوهش با همکاری هر سه نویسنده و با مشارکتی مسئولانه از جانب نویسندگان، به انجام رسیده است.

تعارض منافع

طبق اعلام نویسندگان پژوهش حاضر، هیچگونه تعارض منافعی وجود ندارد.

سپاسگزاری

این پژوهش بر اساس طرح مصوب شماره ۱۴۰۳/۹/۲۰۹۱۹/د/۱۴۰۳ که در تاریخ ۱۴۰۳/۱۰/۱۲ به تصویب رسیده است، با حمایت مالی و نظارت معاونت پژوهشی دانشگاه محقق اردبیلی به انجام رسیده است. بدین‌وسیله، نویسندگان مراتب سپاس و قدردانی خود را از معاونت پژوهشی دانشگاه اعلام می‌دارند. همچنین، از تمامی شرکت‌کنندگانی که با همکاری ارزشمند خود در اجرای این پژوهش مشارکت داشتند، صمیمانه قدردانی می‌شود.

References

Ajzen, I. (2002). Perceived behavioral control, self-efficacy, locus of control, and the theory of planned behavior 1. *Journal of applied social psychology*, *32*(4), 665-683. [Link]

Aktag, I. (2015). Computer self-efficacy, computer anxiety, performance and personal outcomes of Turkish physical education teachers. *Educational Research and Reviews*, *10*(3), 328-337. [Link]

Bandura, A. (1994). Social cognitive theory and exercise of control over HIV infection. In *Preventing AIDS: Theories and methods of behavioral interventions* (pp. 25-59). Boston, MA: Springer US. [Link]

Bandura, A. (1986). *Social foundations of thought and action: A social cognitive theory*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall. [Link]

Bergdahl, N., & Sjöberg, J. (2025). Attitudes, perceptions and AI self-efficacy in K-12 education. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, *8*, 100358. [Link]

Bonny, T., Al Nassan, W., Obaideen, K., Al Mallahi, M. N., Mohammad, Y., & El-Damanhoury, H. M. (2023). Contemporary role and applications of artificial intelligence in dentistry. *F1000Research*, *12*, 1179. [Link]

Bujang, M., Ghani, P., Soelar, S., & Zulkifli, N. (2012). Sample size guideline for exploratory factor analysis when using small sample: Taking into considerations of different measurement scales. *2012 International Conference on Statistics in Science, Business and Engineering (ICSSBE)*, 1-5. [Link]

Calaguas, N. P., & Consunji, P. M. P. (2022). A structural equation model predicting adults' online learning self-efficacy. *Education and Information Technologies, 27*, 6233–6249. [Link]

Cassidy, S., & Eachus, P. (2002). Developing the computer user self-efficacy (CUSE) scale: Investigating the relationship between computer self-efficacy, gender and experience with computers. *Journal of Educational Computing Research*, *26*(2), 133–153. [Link]

Castonguay, A., Farthing, P., Davies, S., Vogelsang, L., Kleib, M., Risling, T., & Green, N. (2023). Revolutionizing nursing education through AI integration: A reflection on the disruptive impact of ChatGPT. *Nurse Education Today*, *129*, 105916. [Link]

Chen, I. S. (2017). Computer self-efficacy, learning performance, and the mediating role of learning engagement. *Computers in Human Behavior*, *72*, 362-370. [Link]

Chao, C. M. (2019). Factors determining the behavioral intention to use mobile learning: An application and extension of the UTAUT model. *Frontiers in psychology*, *10*, 1652. [Link]

Compeau, D. R., & Higgins, C. A. (1995). Computer self-efficacy: Development of a measure and initial test. *MIS Quarterly*, *19*(2), 189–211. [Link]

Engel, J. D., Engel, V. J. L., & Mailoa, E. (2020). Interaction Monitoring Model of Logo Counseling Website for College Students' Healthy Self-Esteem. *International Journal of Evaluation and Research in Education*, *9*(3), 607-613. [Link]

Goasduf, L. (2019). 3 Barriers to AI Adoption. Retrieved December 18, 2019, from: [Link]

Golant, S. M. (2017). A theoretical model to explain the smart technology adoption behaviors of elder consumers (Elderadopt). *Journal of aging studies*, *42*, 56-73. [Link]

Granulo, A., Fuchs, C., & Puntoni, S. (2019). Psychological reactions to human versus robotic job replacement. *Nature Human Behaviour*, *3*(10), 1062–1069. [Link]

Haleem, A., Javaid, M., Qadri, M. A., & Suman, R. (2022). Understanding the role of digital technologies in education: A review. *Sustainable operations and computers*, 3, 275-285. [Link]

Hasan, B. (2006). Delineating the efects of general and system-specifc computer self-efcacy beliefs on IS acceptance. *Information & Management, 43*(5), 565–571. [Link]

Hatlevik, O. E., Throndsen, I., Loi, M., & Gudmundsdottir, G. B. (2018). Students' ICT self-efficacy and computer and information literacy: Determinants and relationships. *Computers & Education*, *118*, 107-119. [Link]

Hsia, J. W., Chang, C. C., & Tseng, A. H. (2014). Effects of individuals' locus of control and computer self-efficacy on their e-learning acceptance in high-tech companies. *Behaviour & Information Technology*, *33*(1), 51–64. [Link]

John, S. P. (2013). *Antecedents and efects of computer self-efcacy on social networking adoption among Asian online users.* Proceedings of the Nineteenth Americas Conference on Information Systems, Chicago, Illinois. [Link]

Jones, A., Castellano, G. (2018). Adaptive robotic tutors that support self-regulated learning: A longer-term investigation with primary school children. *International Journal of Social Robotics*, *10*(3), 357-370. [Link]

Khodaei, A., Rahimi, R. (2024). Academic Self-Efficacy, Achievement Emotions and Academic Well-Being: A Mediation Analysis. *Applied Psychology, 18*(3), 52-73. [Link] [In Persian]

Knowles, B., & Hanson, V. L. (2018). The wisdom of older technology (non) users. *Communications of the ACM, 61*(3), 72–77. [Link]

Kuo, F.-Y., & Hsu, M.-H. (2001). Development and validation of ethical computer self-efficacy measure: The case of softlifting. *Journal of Business Ethics, 32*, 247–258. [Link]

Lee, C. C., Czaja, S. J., & Sharit, J. (2008). Training older workers for technology-based employment. *Educational Gerontology, 35*(1), 15–31. [Link]

Lee, D. Y., & Ryu, H. (2013). Learner acceptance of a multimedia-based learning system. *International Journal of Human-Computer Interaction*, *29*(6), 419-437. [Link]

Lérias, E., Guerra, C., & Ferreira, P. (2024). Literacy in Artificial Intelligence as a Challenge for Teaching in Higher Education: A Case Study at Portalegre Polytechnic University. *Information, 15*(4), 205. [Link]

Liu, Q., Geertshuis, S., & Grainger, R. (2020). Understanding academics' adoption of learning technologies: A systematic review. *Computers & Education*, *151*, 103857. [Link]

Liu, W. (2023). Prospects of applying artificial intelligence to determine students' mental health status in school education. *Revista de Psicología del Deporte (Journal of Sport Psychology), 32*(2), 76-84. [Link]

Luckin, R., Cukurova, M., Kent, C., & Boulay, B. (2022). Empowering educators to be AI-ready. *Computers & Education, 3*(1), 100076. [Link]

Mohsenin, S., Esfidani, M. R. (2014). *Structural Equations Based on the Partial Least Squares Approach Using Smart-PLS Software: Educational and Practical Applications*. Mehraban Publishing Institute. [Link] [In Persian]

Mozahem, N. A., Boulad, F. M., & Ghanem, C. M. (2021). Secondary school students and self-efficacy in mathematics: Gender and age

differences. *International Journal of School & Educational Psychology*, *9*(sup1), S142-S152. [Link]

Musharraf, S., Bauman, S., Anis-ul-Haque, M., & Malik, J. A. (2018). Development and validation of ICT self-efficacy scale: Exploring the relationship with cyberbullying and victimization. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 15*(12), 2867–2880. [Link]

Musi, E., Carmi, E., Reed, C., Yates, S., & O'Halloran, K. (2023). Developing misinformation immunity: How to reason-check fallacious news in a human–computer interaction environment. *Social Media+ Society*, *9*(1), 20563051221150407. [Link]

Piniel, K. (2013). L2 motivation, anxiety and self-efficacy: The interrelationship of individual variables in the secondary school context. *Studies in second language learning and teaching*, *3*(4), 523-550. [Link]

Posner, T., & Fei-Fei, L. (2020). AI will change the world, so it's time to change AI. *Nature*, *588*(7837), S118-S118. [Link]

Qian, Y., Siau, K. L., & Nah, F. F. (2024). Societal impacts of artificial intelligence: Ethical, legal, and governance issues. *Societal impacts*, *3*, 100040. [Link]

Rowston, K., Bower, M., & Woodcock, S. (2020). The lived experiences of career-change pre-service teachers and the promise of meaningful technology pedagogy beliefs and practice. *Education and Information Technologies, 25*(2), 681–705. [Link]

Russell, S. J., & Norvig, P. (2016). *Artificial intelligence: a modern approach.* Pearson. [Link]

Salamati, S. A., Nosrati Jahromi, S. (2022). Testing the model of the relationship between coping styles and occupational coping self-efficacy beliefs with health professions stress in nurses. *Applied Psychology, 16*(4), 230-213. [Link] [In Persian]

Schunk, D. H., & DiBenedetto, M. K. (2020). Motivation and social cognitive theory. *Contemporary educational psychology*, *60*, 101832. [Link]

Sheykholeslami, A., Khakdal Ghojebeyglou, S., Zardi Gikloo,B. (2025). Psychometric Properties of the Questionnaire of Artificial Intelligence Use Motives in University Students.*Quarterly of educational measurement, In print.*[Link] [In Persian]

Sindermann, C., Sha, P., Zhou, M., Wernicke, J., Schmitt, H. S., Li, M., ... & Montag, C. (2021). Assessing the attitude towards artificial intelligence: Introduction of a short measure in German, Chinese, and English language. KI-Künstliche intelligenz, 35(1), 109-118. [Link]

Slimi, Z., & Carballido, B. V. (2023). Navigating the Ethical Challenges of Artificial Intelligence in Higher Education: An Analysis of Seven Global AI Ethics Policies. *Tem Journal*, *12*(2), 590-602. [Link]

Surendran, P. (2013). Technology acceptance model: A survey of literature. *International Journal of Business and Social Research, 2*(4), 175–178. [Link]

Tabroni, I., & Juliani, A. (2022). Peran Orang Tua Dalam Membina Akhlak Anak Pada Masa Pandemi Di Rt 64 Gang Mawar Iv Purwakarta. *Jurnal Sosial Humaniora Dan Pendidikan, 1*(1), 16-22. [Link]

Thangarasu, S., & De Paul, S. V. (2014). Development and validation of teacher computer self-efficacy scale. *Journal of Humanities and Social Science, 19*(1), 33–39. [Link]

Torkzadeh, G., & van Dyke, T. P. (2001). Development and validation of an internet self-efficacy scale. *Behaviour & Information Technology, 20*(4), 275–280. [Link]

Tsai, C. L., Cho, M. H., Marra, R., & Shen, D. (2020). The self-efficacy questionnaire for online learning (SeQoL). *Distance Education, 41*(4), 472-489. [Link]

Tuomi, I. (2019). The impact of artificial intelligence on learning, teaching, and education: Policies for the future. *JRC Science for Policy Report*. European Commission. [Link]

Turja, T., Rantanen, T., & Oksanen, A. (2017). Robot use self-efficacy in healthcare work (RUSH): Development and validation of a new measure. *AI & Society, 34*(1), 137–143. [Link]

Vinchon, F., Lubart, T., Bartolotta, S., Gironnay, V., Botella, M., Bourgeois-Bougrine, S., ... & Gaggioli, A. (2023). Artificial intelligence & creativity: A manifesto for collaboration. *The Journal of Creative Behavior*, *57*(4), 472-484. [Link]

Wang, Y.-S., & Wang, H.-Y. (2008). Developing and validating an instrument for measuring mobile computing self-efficacy. *Cyberpsychology & Behavior, 11*(4), 405–417. [Link]

Wang, Y. Y., & Chuang, Y. W. (2024). Artificial intelligence self-efficacy: Scale development and validation. *Education and Information Technologies, 29*(4), 4785-4808. [Link]

Wang, Y. Y., & Wang, Y. S. (2022). Development and validation of an artificial intelligence anxiety scale: An initial application in predicting motivated learning behavior. *Interactive Learning Environments*, *30*(4), 619-634. [Link]

Xu, Y., Shieh, C.-H., van Esch, P., & Ling, I.-L. (2020). AI customer service: task complexity, problem-solving ability, and usage intention. *Australasian Marketing Journal*, *28*(4), 189-199. [Link]

Yang, K. (2010). The effects of technology self-efficacy and innovativeness on consumer mobile data service adoption between American and Korean consumers. *Journal of International Consumer Marketing, 22*(2), 117–127. [Link]

Yurt, E., & Kasarci, I. (2024). A questionnaire of artificial intelligence use motives: A contribution to investigating the connection between AI and motivation. *International Journal of Technology in Education*, *7*(2). [Link]

Zhao, J. (2022). Integrating mental health education into french teaching in university based on artificial intelligence technology. *Journal of environmental and Public Health*, *2022*(1), 1046813. [Link]

Zhou, G., Chu, G., Li, L., & Meng, L. (2020). The effect of artificial intelligence on China's labor market. *China Economic Journal, 13*(1), 24–41. [Link]

Zimmerman, B. J. (2000). Self-efficacy: An essential motive to learn. *Contemporary educational psychology*, *25*(1), 82-91. [Link]

❊❊❊