مجله مطالعات آموزش و یادگیری
دوره شانزدهم، شماره دوم، پاییز و زمستان ۱۴۰۳، شماره پیاپی ۸۷، صفحه‌های ۲۷۸- ۲۵۹
(مجله علوم اجتماعی و انسانی سابق)

مدل‌سازی تاثیر شکاف دیجیتال بر سواد هوش مصنوعی با میانجی‌گری تفکر رایانشی (محاسباتی) و جذب شناختی در دانشجومعلمان

عباس رمضانی*، معصومه شریفی**

چکیده

پژوهش حاضر با هدف تعیین رابطه بین شکاف دیجیتال و سواد هوش مصنوعی با میانجی‌گری تفکر رایانشی (محاسباتی) و جذب شناختی در دانشجومعلمان انجام شده است. این پژوهش ازنظر هدف بنیادی، ازنظر رویکرد و روش گردآوری داده‌ها توصیفی و از نوع همبستگی است. نمونهٔ پژوهش شامل ۹٤٦ نفر از دانشجومعلمان دانشگاه فرهنگیان زنجان بود که با استفاده از روش سرشماری و به‌وسیلهٔ مقیاس‌های مختلف، داده‌هایی از آنان جمع‌آوری گردید. تجزیه‌وتحلیل داده‌ها با استفاده از نرم‌افزارهای PLS4 و SPSS-27 صورت گرفت. براساس یافته‌ها، تفکر محاسباتی، عاملی موثر بر سواد هوش مصنوعی محسوب می‌شود و دسترسی به فناوری‌های اطلاعات و ارتباطات، باعث استفاده بیشتر و بهتر از هوش مصنوعی توسط افراد می‌شود. علاوه‌بر این، یافته‌ها نشان داد که وجود انگیزه و مهارت‌های بیشتر برای استفاده از فناوری‌های هوش مصنوعی، می‌تواند تجربه خوشایندتری برای افراد در پی داشته باشد. همچنین با توجه به یافته‌های اثر غیرمستقیم، بین شکاف دیجیتال با سواد هوش مصنوعی ازطریق متغیرهای واسطه‌ای تفکر رایانشی (محاسباتی) و جذب شناختی رابطه وجود دارد. براساس یافته‌های این پژوهش می‌توان نتیجه گرفت که کاهش شکاف دیجیتال موجبات افزایش تفکر محاسباتی و جذب شناختی بالاتر افراد و در نتیجه افزایش سواد هوش مصنوعی آنان را فراهم می‌آورد.

واژه‌های کلیدی: تفکر رایانشی (تفکر محاسباتی)، جذب شناختی، سواد هوش مصنوعی، شکاف دیجیتال، فناوری اطلاعات و ارتباطات

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

* استادیار مدیریت آموزشی، دانشگاه فرهنگیان، تهران، ایران. (نویسنده مسوول) a.ramezani@cfu.ac.ir
** گروه زبان انگلیسی، دانشگاه فرهنگیان، زنجان، ایران. masoomehsharify1@gmail.com

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۳/۰۲/۱۰ تاریخ دریافت مقاله نهایی: ۱۴۰۳/۱۰/۳۰ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۱/۰٦

مقدمه

هوش مصنوعی یکی از تاثیرگذارترین فناوری‌های قرن بیست و یکم تلقی می‌شود (Sadeghi & Naser, 2021)؛ که به‌عنوان حوزه‌ای نوظهور در علوم رایانه، در حال ادغام هرچه بیشتر با ابزارهای فناوری مختلف است. هوش مصنوعی این امکان را فراهم می‌آورد تا ضمن به‌حداقل رساندن نقش عوامل انسانی و یا حتی حذف انسان، ابزارهای مختلف هوش مصنوعی بتوانند وظایف شناختی را که تا پیش‌از آن بر عهدهٔ انسان بوده است، با دقت بالا انجام دهند (Bolboli Qadikolaei & Parsania, 2023). در عصر حاضر، تعامل با هوش مصنوعی حتی باوجود عدم‌آگاهی افراد در مورد آن، غیرقابل انکار است (Davenport & Ronanki, 2018). به‌عنوان مثال، هنگام جستجو در اینترنت به کمک گوگل، وقتی ویدیوهایی به افراد پیشنهاد می‌شوند، احتمالا هوش مصنوعی در پس‌زمینه سیستم‌ها فعال است (Celik et al., 2022; Lee et al., 2021). بااین‌حال، مسائل اخلاقی ناشی از هوش مصنوعی حائز اهمیت هستند (Celik, 2023). این مسائل شامل حریم خصوصی داده‌های شخصی، سوگیری و تبعیض نتایج مبتنی‌بر هوش مصنوعی و گسترش اطلاعات نادرست است (Gedrimiene et al., 2023, Ghallab, 2019; Kong et al., 2021; Wang & Siau, 2019). در حال حاضر، ChatGPT که توسط اُپن ای آی [1] توسعه یافته است، به‌عنوان ابزاری قدرتمند بر پایهٔ هوش مصنوعی ظاهر شده است (Dowling & Lucey, 2023). در واقع این ابزار، یک ربات گفتگو است که از زیرشاخه‌های هوش مصنوعی مانند پردازش زبان طبیعی[۲] و مدل‌های زبانی بزرگ[۳] پشتیبانی می‌کند. این هوش مصنوعی یکی از انواع هوش‌های محاوره‌ای است که برای نوشتن مقاله یا کدنویسی ازطریق دستورات متنی با مخاطب ارتباط برقرار می‌کند (Lo, 2023). تسلط به دانش و داشتن مهارت و اطلاعات در مورد هوش مصنوعی به‌منظور بهره‌مندی از فناوری‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی و کاهش مسائل اخلاقی، امری درخور توجه است (Smith et al., 2012) که این ضرورت، موجب ظهور مفهوم سواد هوش مصنوعی شده است (Long et al., 2021). سواد هوش مصنوعی به‌عنوان نوعی توانایی و شایستگی لازم برای کار با فناوری که به استفادهٔ کارآمد و اخلاقی منجر شده، تعریف می‌شود (Long & Magerko, 2020). اما باوجود اهمیت سواد هوش مصنوعی، دررابطه‌با عوامل موثر بر آن اطلاعات چندانی در دست نیست (Davenport & Ronanki, 2018; Ghallab, 2019). در گذشته سواد به‌طور کلی به‌عنوان توانایی خواندن و نوشتن در نظر گرفته می‌شد (Willinsky, 2017).

---

1. OpenAI
2. natural language processing
3. large language models

با پیشرفت تکنولوژی، مفهوم سواد تکامل یافته و به استفاده از فناوری‌های مختلف تعمیم داده شد که به جای خواندن و نوشتن به توانایی‌های دیگری نیاز داشت (Griffin & Care, 2014). از دیدگاه یونسکو[1]، سواد تنها به معنای خواندن و نوشتن نیست، بلکه به معنای قابلیت‌ها و توانمندی‌های متعددی است که در قلب آن، قابلیت‌های ارتباطی قرار دارد. بنابراین، این مفهوم به فناوری اطلاعات و ارتباطات گسترش یافته است که نوع جدیدی از سواد مانند رسانه، اطلاعات و اخیرا هوش مصنوعی را به همراه دارد (Kong et al., 2021). تا به امروز، درک و تبیین محدودی در باب سواد هوش مصنوعی صورت گرفته است. اگرچه گمانه‌زنی دربارهٔ سواد هوش مصنوعی در پژوهش‌های قبلی کم بوده است، اما نکته مشترک رویکردهای مختلف نسبت به آن در این است که سواد هوش مصنوعی نه‌تنها به معنای تعامل کاربران با برنامه‌های هوش مصنوعی است، بلکه در آن، آگاهی از نگرانی‌های اخلاقی نیز مطرح است (Steinbauer et al., 2021). ملاحظات اخلاقی کاربران به‌ویژه برای رفاه عموم و البته جامعه‌پذیری بسیار مهم هستند. Ng et al. (2021) یک مطالعه سیستماتیک و اکتشافی برای مفهوم‌سازی سواد هوش مصنوعی انجام دادند و با تکیه بر طبقه‌بندی بلوم، سواد هوش مصنوعی را به‌عنوان دانستن و فهمیدن، استفادهٔ همراه با ارزیابی و توسعه، مفهوم‌سازی کردند. به گفتهٔ Ng et al. (2021)، سواد هوش مصنوعی شامل علم داده و تفکر محاسباتی، به مفهومی چندرشته‌ای تقسیم شده است. در عین حال، آن‌ها مسائل اخلاقی (از قبیل انصاف و شفافیت) در کاربست فناوری‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی را از عوامل موثر بر سواد هوش مصنوعی عنوان نمودند. بااین‌حال، در زندگی روزمره، دسترسی به ابزارهای مبتنی‌بر هوش مصنوعی، تضمینی برای استفاده اثربخش و اخلاقی از هوش مصنوعی نیست. برای این منظور، لازم است افراد دانش و مهارت‌هایی را آموزش ببینند. البته باید به خاطرداشت که سواد هوش مصنوعی برای همهٔ افراد مفهوم یکسانی ندارد (Faruqe et al., 2021).

پژوهش حاضر براساس چهارچوب سواد هوش مصنوعی Wang et al. (2022) تدوین شده است. این سواد به‌عنوان توانایی تشخیص مناسب، استفاده و ارزیابی فناوری‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی با در نظر گرفتن اصول اخلاقی تعریف می‌شود (Wang et al., 2022). چهارچوب مذکور، سواد هوش مصنوعی را با چهار بعد آگاهی، کاربست، ارزیابی و اخلاق. مورد بررسی قرار می‌دهد. آگاهی به‌عنوان توانایی تشخیص و درک هوش مصنوعی در حین استفاده از ابزارهای مرتبط با هوش مصنوعی توصیف می‌شود. همچنین، آگاهی به‌عنوان فرایند شناختی در نظر گرفته می شود که قبل‌از

[1]. UNESCO

استفاده از هوش مصنوعی صورت می‌پذیرد (Wang et al., 2022). در مرحله بعد، کاربست، به توانایی استفاده و بهره‌برداری از فناوری‌های هوش مصنوعی برای انجام یک کار تخصصی اشاره دارد و شامل مهارت‌های کار با ابزارهای هوش مصنوعی و تعامل واقعی با هوش مصنوعی در زندگی روزمره می‌شود (Wang et al., 2022). ارزیابی، به توانایی انتخاب ابزارهای مناسب مرتبط با هوش مصنوعی و داشتن نگاهی انتقادی نسبت به تصمیمات متخذه با هوش مصنوعی اشاره دارد. در نهایت، اخلاق، به‌عنوان آگاهی از مسئولیت‌ها و مخاطرات ناشی از استفاده از هوش مصنوعی تعریف می‌شود. ملاحظات اخلاقی، به کاربران در استفاده درست از فناوری هوش مصنوعی اطمینان می‌دهد (Wang et al., 2022). ازسوی‌دیگر، دسترسی به فناوری‌های مختلف برای آگاهی از چگونگی استفاده از آن‌ها امری ضروری تلقی می‌شود (Aydin, 2021). بااین‌حال، دسترسی نابرابر به فناوری‌ها، باعث ایجاد مشکلی با عنوان شکاف دیجیتال[1] شده است (Van Dijk, 2005). یکی از موضوعات ذیل شکاف دیجیتال، دسترسی محدود به فناوری اطلاعات و ارتباطات است که در نتیجه آن، افراد فرصت کمتری برای استفاده و درک مزایای هوش مصنوعی دارند. علاوه‌بر این، شکاف دیجیتال، شامل نابرابری در سطح مهارت و تخصص لازم برای استفاده از فناوری مبتنی‌بر هوش مصنوعی نیز می‌شود (Van Dijk, 2020). دراین‌رابطه، اعتقاد بر این است که مطالعه شکاف دیجیتال ممکن است پیشرفت قابل توجهی برای سواد هوش مصنوعی در میان افراد ایجاد نماید. بنابراین، بررسی رابطه سواد هوش مصنوعی و شکاف دیجیتال ضروری به نظر می‌رسد. برخلاف تصور عموم مبنی‌بر اینکه فناوری اطلاعات و ارتباطات، بی‌طرفانه برای همگان قابل دسترسی است، باید اذعان نمود که در سطوح مختلف تفاوت‌های زیادی در دسترسی به فناوری اطلاعات و ارتباطات وجود دارد که از آن با عنوان شکاف دیجیتال یاد می‌شود (Ghasemi & Adlipour, 2014). از شکاف دیجیتال برای تأکید بر نابرابری در دسترسی و استفاده از فناوری‌های متعدد (معمولاً رایانه‌ها و اینترنت) استفاده می‌شود (Chang et al., 2016). در گذشته، شکاف دیجیتال به‌عنوان دسترسی فیزیکی به فناوری‌ها در نظر گرفته می‌شد (Mehra et al., 2004). در یک نگاه کلی، در میان تعاریف گوناگون، تعریف ارائه شده توسط سازمان همکاری و توسعه اقتصادی[2] (OECD, 2001)، با بیشترین استناد در مطالعات مختلف شکاف دیجیتال را اختلاف بین افراد، خانوارها، کسب و کارها و مناطق جغرافیایی در سطوح اجتماعی–اقتصادی مختلف با توجه به میزان دسترسی به فاوا، استفاده از اطلاعات و ابزارهای ارتباطی، ازجمله اینترنت برای طیف گسترده‌ای از فعالیت‌ها معرفی می‌نماید و بدین‌ترتیب کلیه

---

[1]. digital divide
[2]. OECD, Understanding the Digital Divide, Organization for Economic Co-operation and Development

ویژگی‌های فردی و اجتماعی را در شکاف دیجیتال دخیل می‌داند. افزایش شکاف دیجیتال در سراسر جهان، به‌عنوان یکی از بزرگ‌ترین چالش‌های عصر دیجیتال، با پیامدهای مستقیم و غیرمستقیم در چندین حوزهٔ جامعهٔ اطلاعاتی مطرح شده است (Arbatani Roshandel et al., 2014). همچنین شکاف دیجیتال در داخل مرزهای یک کشور ارتباط نزدیکی با وضعیت اجتماعی–اقتصادی آن کشور دارد (Di Maggio et al., 2004). در واقع درک مفهوم شکاف دیجیتال و دیدگاه‌های مختلف پیرامون آن، علاوه‌بر تبیین الزامات فناورانه می‌تواند منجر به اتخاذ سیاست‌های منسجم و تلاش مضاعف برای کاهش و رفع آن شود (Salem & Azizkhani, 2023). مسئلهٔ شکاف دیجیتال، برای دولت‌ها نیز مهم است؛ زیرا یکی از مهم‌ترین اهداف مدیریت ارتباط با شهروندان، بهره‌گیری از فناوری اطلاعات و ارتباطات، برای افزایش مشارکت شهروندان در فرایندهای دموکراتیک است (Ayatollahzadeh Shirazi & Nargesian, 2013).

Van Dijk (2005) نیز نظریه‌ای جامع برای درک مفهوم شکاف دیجیتال ارائه کرده و به چهار نوع دسترسی متوالی اعم از انگیزشی، مادی (یا فیزیکی)، مهارتی و کاربردی برای توصیف شکاف دیجیتال می‌پردازد. دسترسی انگیزشی به میزان تمایل و قصد فرد برای یادگیری، استفاده و پذیرش فناوری‌های دیجیتال اشاره دارد (Van Dijk, 2005). دسترسی مادی (یا فیزیکی) به معنای داشتن فرصت و امکانات برای استفاده از فناوری‌ها است. این نوع دسترسی شامل تمام هزینه‌های استفاده از رایانه، اینترنت و برنامه‌های کاربردی است. دسترسی مهارتی، نشان‌دهنده توانایی فرد برای یادگیری چگونگی استفاده و مدیریت چندین فناوری است. در نهایت، دسترسی کاربردی به‌عنوان استفاده واقعی از فناوری‌ها تعریف می‌شود. در این دسترسی، افراد مایل به استفاده از فناوری‌ها هستند و به چنین فناوری‌هایی دسترسی دارند و می‌دانند چگونه از آن‌ها بهره‌برداری کنند (van Deursen et al., 2012).

پس‌از دسترسی به فناوری‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی، احتمال تعامل شناختی افراد با آن‌ها وجود دارد. Agarwal and Karahanna (2000) این نوع تعامل انسان با فناوری را جذب شناختی [1] نامیده‌اند و آن را به‌عنوان حالت تعامل عمیق با یک فناوری خاص تعریف کرده و استدلال می‌کنند که ممکن است، یکی از عوامل پیش‌بینی‌کنندهٔ سواد هوش مصنوعی باشد. این امر بدین دلیل است که هرچه افراد بیشتر ازنظر شناختی با چندین فناوری تعامل داشته باشند، تجربه بیشتری در استفاده

[1]. cognitive absorbtion

و شناخت هوش مصنوعی خواهند داشت (Acharya et al., 2023) که در نهایت، این فرایند تعامل شناختی، ممکن است منجر به افزایش سواد هوش مصنوعی شود.

فرایند جمع‌آوری و تجزیه‌وتحلیل داده‌ها مسئله‌ای کلیدی برای سیستم‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی است (Celik et al., 2022; Zawacki-Richter et al., 2019). فناوری‌های هوش مصنوعی با داده‌های موجود برای فرایند تصمیم‌گیری آموزش می‌بینند (Wang & Siau, 2019). در این فرایند، الگوریتم‌های هوش مصنوعی تعبیه‌شده در سیستم‌ها، برخی الگوهای موجود در داده‌ها را تشخیص داده یا اساسا قوانینی وضع می‌کنند که در سیستم‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی برای دستیابی به نتایج کاربرد دارند (Huang, 2021). فرایند کار هوش مصنوعی تاحدی شبیه به استفاده افراد از روش‌های حل مسئله است. به عبارت دیگر، افراد باید در مورد جنبه‌های متعدد یک مشکل بیاندیشند و راه‌حل‌های جایگزینی برای مشکل مربوطه ارائه دهند (Hooshyar, 2022). علاوه‌بر این، روش حل یک مسئله می‌تواند به روش دیگری تبدیل شود. ازاین‌رو، فرایند خودکارسازی می‌تواند برای تفکر و حل مسئله افراد اعمال شود (Selby, 2015; Yadav et al., 2016). این فرایند به تفکر محاسباتی[1] (تفکر رایانشی) اشاره دارد (CSTA & ISTE, 2011; Wing, 2006). افراد با مهارت‌های تفکر محاسباتی بالاتر ممکن است با مفاهیم هوش مصنوعی آشناتر باشند. تفکر محاسباتی (تفکر رایانشی)، فرایند و مهارتی است که به افراد امکان حل مسئله را به شیوه‌ای مشابه با کارکرد رایانه‌ها می‌دهد (Wing, 2006). تفکر محاسباتی مهارتی است که اغلب به‌دلیل توانایی‌اش در تجزیه مسائل غامض و بزرگ به مسائل کوچک و ایجاد ارتباط بین آن‌ها، می‌توان آن را شبیه دانشمند علوم کامپیوتر جهت حل مسائل توصیف کرد (Roohi et al., 2023). لازم به ذکر است که تفکر محاسباتی از اصول علم رایانه استفاده می‌کند اما علاوه‌بر آن، متخصصان همه رشته‌ها را نیز در بر می‌گیرد (Wing, 2006).

انجمن استادان علوم رایانه و انجمن بین‌المللی فناوری در آموزش، چهارچوبی را با تعریف عملی از تفکر محاسباتی ارائه داده‌اند. در دیدگاه آنان، تفکر محاسباتی نوعی فرایند حل مسئله شامل صورت‌بندی مسائل است که افراد بتوانند با کمک رایانه، آن‌ها را حل کنند (CSTA & ISTE, 2011). مرحله بعدی، توانایی سازمان‌دهی، تجزیه‌وتحلیل و نمایش داده‌ها ازطریق مدل‌ها و شبیه‌سازی را شامل می‌شود. در نهایت، با خودکارسازی راه‌حل‌ها و انتخاب کارآمدترین و مؤثرترین راه‌حل به پایان می‌رسد. Korkmaz et al. (2017) پنج جنبه از مهارت‌های تفکر محاسباتی را براساس چهارچوب CSTA and ISTE (2011) و ISTE (2015) مشتمل بر خلاقیت، همکاری، تفکر

[1]. computational thinking

الگوریتمی، حل مسئله، و تفکر انتقادی ارائه کردند. علاوه‌بر این چهارچوب برای تفکر محاسباتی، چهارچوب‌های دیگری نیز برای تبیین آن ارائه شده است. در این میان، چهارچوب Selby and Woollard (2013) یکی از رایج‌ترین آن‌ها به شمار می‌رود. این چهارچوب با ابعاد انتزاع، تجزیه، تفکر الگوریتمی، ارزیابی و تعمیم به تبیین تفکر محاسباتی می‌پردازد (Selby & Woollard, 2013).

بنابراین، بررسی ارتباط تفکر محاسباتی با سواد هوش مصنوعی از اهمیت بالایی برخوردار است. با توجه به این موضوع که قبل‌از اینکه کاربران با فناوری‌های دیجیتال ارتباط برقرار کنند، ابتدا باید به آن دسترسی داشته باشند (Chang et al., 2016). امروزه، بسیاری از برنامه‌های کاربردی در اینترنت و دستگاه‌های دیجیتال، هوش مصنوعی دارند (Wang & Siau, 2019). به همین ترتیب، زمانی که کاربران فرصتی برای امتحان، استفاده و تعامل با فناوری‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی داشته باشند، ممکن است انگیزه‌ای برای استفاده از آن‌ها پیدا کنند (Sohn & Kwon, 2020). ازآنجایی‌که تفکر محاسباتی ارتباط نزدیکی با مهارت‌های حل مسئله، همکاری و تفکر خلاق دارد (Grover & Pea, 2013)، پژوهش‌های قبلی به‌طور تجربی نشانگر این هستند که فناوری‌های دیجیتال قابلیت تسهیل فرایند حل مشکل را به‌صورت مشارکتی دارند (Cress et al., 2021). در این میان، فعالیت‌های برنامه‌نویسی و کدگذاری با تفکر محاسباتی رابطهٔ مثبت و معنی‌دار دارند (Hooshyar, 2022). بااین‌حال، کاربران ابتدا باید به این برنامه‌ها دسترسی پیدا کنند تا از آن‌ها بهره‌مند شوند. ازاین‌رو، ابعاد شکاف دیجیتال (به‌عنوان مثال، دسترسی به مواد و دسترسی به مهارت) ممکن است پتانسیل افزایش مهارت‌های تفکر محاسباتی را داشته باشند. ازطرفی، برای داشتن سواد هوش مصنوعی، تعامل با فناوری اطلاعات و ارتباطات، به‌ویژه فناوری‌های دارای هوش مصنوعی، بسیار مهم است (Wang et al., 2022). این بدین دلیل است که کاربرد به‌عنوان بعدی مهم از سواد هوش مصنوعی در نظر گرفته می‌شود (Wendy Zhu & Morosan, 2014). رضایت کاربر از کارکردهای پلتفرم‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی، ممکن است نقش مهمی در ادامه استفاده از چنین پلتفرم‌هایی داشته باشد (Celik & Muukkonen, 2023; Sohn & Kwon, 2020). به‌عنوان مثال، هرچه افراد پیشنهادهای شخصی‌سازی‌شده بیشتری را ازطریق پلتفرم‌های رسانه‌ای مبتنی‌بر هوش مصنوعی دریافت کنند، رضایت بیشتری از استفاده از این پلتفرم‌ها خواهند داشت (Hermann, 2022). در نهایت، آن‌ها ممکن است به‌دلیل پیشنهادهای جذاب شخصی، انگیزه بیشتری برای استفاده طولانی‌تر از سیستم‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی داشته باشند. چنین رضایتی می‌تواند منجر به استفاده بیشتر از هوش مصنوعی شده و به‌نوبهٔ خود سواد هوش مصنوعی را افزایش دهد. امروزه، زمانی که کاربران، محصولی را در

یک سایت خرید آنلاین جستجو می‌کنند، اغلب می‌توانند تبلیغات مربوط به محصول را در سایر سایت‌ها نیز مشاهده نمایند (Guha et al., 2021) که این ناشی از کارکرد هوش مصنوعی است. بنابراین، استفاده بیشتر از چندین برنامه کاربردی و سیستم‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی، به احتمال زیاد سواد هوش مصنوعی را افزایش می‌دهد (Lee et al., 2021). همچنین، فعالیت‌هایی مانند کدگذاری آنلاین (به‌عنوان مثال، ازطریق code.org) می‌توانند به مهارت‌های تفکر محاسباتی کمک کنند (Selby, 2015). همان‌طور که افراد از کدنویسی، نمودارهای جریان و ایجاد الگوریتم‌ها بیشتر لذت می‌برند، ممکن است درک بهتری از چگونگی حل یک مسئله توسط رایانه داشته باشند. در نتیجه، افراد احتمالاً رویکرد مشابهی را برای رسیدگی به مشکلات روزمره اتخاذ می‌کنند (Hooshyar, 2022). علاوه‌بر این، برخی از پژوهشگران دریافتند، زمانی که کاربران بیشتر به‌صورت شناختی با ابزارهای برنامه‌نویسی درگیر می‌شوند، در تشخیص الگو، انتزاع و تجزیه، عملکرد بهتری دارند. تعامل افراد با فناوری‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی، ممکن است به درک آن‌ها از نحوه عملکرد هوش مصنوعی کمک کند (Kuhail et al., 2023). به عبارت دیگر، کاربران می‌توانند برخی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و فرایند اتوماسیون را به آسانی تشخیص دهند؛ چراکه زمان بیشتری را صرف تعامل با فناوری‌های هوش مصنوعی می‌کنند. در نتیجه این فرایند تعامل، آن‌ها می‌توانند تفکر الگوریتمی خود را بهبود بخشند و در نتیجه به بهبود تفکر محاسباتی منجر شوند (Pérez-Mercado et al., 2023). مشارکت عمیق نیز با فناوری‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی ممکن است منجر به افزایش دانش فنی و تخصصی در هوش مصنوعی شود (Davenport & Ronanki, 2018). سپس، کاربرانی که آشنایی بیشتری با هوش مصنوعی دارند، به احتمال زیاد نتایج فناوری‌های هوش مصنوعی را به‌طور موثر ارزیابی می‌کنند (Hou et al., 2019). به‌عنوان مثال، کاربرانی که با فناوری‌های هوش مصنوعی آشنا هستند، ممکن است تصمیمات هوش مصنوعی را ازنظر چندین موضوع اخلاقی بهتر قضاوت کنند (Celik, 2023). این ملاحظات مانند شفافیت و انصاف با بعد اخلاقی سواد هوش مصنوعی مرتبط است (Wu & Su, 2021). ازاین‌رو، این تجربه، در نتیجه تعامل شناختی با هوش مصنوعی، می‌تواند به‌عنوان نماینده‌ای برای ارتقای سواد هوش مصنوعی عمل کند. همچنین تفکر محاسباتی افراد را قادر می‌سازد تا با مشکلات پیچیده به روشی که کامپیوترها کار می‌کنند، برخورد کنند (Grover & Pea, 2013). به‌ویژه، فکر کردن به راه‌حل‌های جایگزین و ممکن برای یک مسئله، ممکن است الگوریتمی باشد که رایانه‌ها برای رسیدن به یک نتیجه از آن پیروی می‌کنند (Weng, 2004, 2006). فناوری‌های هوش مصنوعی، مثل الگوریتم‌های یادگیری ماشینی، به همان شیوه کار

می‌کنند، آن‌ها حتی الگوریتم‌های خود را با استفاده از داده‌های قبلی (یا داده‌های آموزشی) ایجاد می‌کنند. این کار شبیه نحوهٔ یادگیری افراد از تجربیات مثبت و منفی خود برای تصمیم‌گیری است (Dohn et al., 2022). افرادی که مهارت‌های تفکر محاسباتی بیشتری دارند، ممکن است سواد هوش مصنوعی بیشتری داشته باشند و هنگام استفاده از سیستم‌ها هوش مصنوعی را بهتر تشخیص دهند.

در این پژوهش به‌منظور درک عوامل موثر بر سواد هوش مصنوعی، سعی شد مدلی با تکیه بر پژوهش‌های قبلی ارائه شود. به‌این‌ترتیب، این مطالعه به بررسی میزان اثرپذیری و همچنین تبیین سواد هوش مصنوعی ازطریق شکاف دیجیتال، جذب شناختی، و مهارت‌های تفکر محاسباتی می‌پردازد. ازآنجایی‌که مداخلات آتی، به شواهد تجربی برای ایجاد راهبردهای خود نیاز دارند، ارائه این شواهد در مورد عوامل موثر بر سواد هوش مصنوعی بسیار حائز اهمیت است. بااین‌حال، پژوهش‌ها عمدتاً بر مفهوم‌سازی سواد هوش مصنوعی و ابعاد فرعی آن متمرکز بوده است (Hermann, 2022; Long et al., 2021). ازاین‌رو، اطلاعات اندکی در مورد عوامل موثر بر سواد هوش مصنوعی وجود دارد (Wang et al., 2022). مطالعه حاضر برای رفع این شکاف، یافته‌هایی را ارائه می‌کند که برای تبیین راهبردها و اولویت‌های مداخلات آتی نیز مثمر ثمر خواهد بود. سواد هوش مصنوعی پدیده‌ای پیچیده است (Long & Magerko, 2020). بنابراین، تجزیه‌وتحلیل عوامل زمینه‌ساز سواد هوش مصنوعی از دیدگاه‌های متعدد ضروری است (Feher & Katona, 2021). این مطالعه به بررسی عوامل احتمالی فردی مانند جذب شناختی و عوامل اجتماعی–فرهنگی مانند شکاف دیجیتال می‌پردازد. همچنین در این مطالعه، مدل پژوهش موید رابطه بین تفکر محاسباتی، شکاف دیجیتال و جذب شناختی است. مدل پژوهش مطالعه حاضر با استفاده از چهار رویکرد نظری متمایز، یعنی سواد هوش مصنوعی (Wang et al., 2022)، شکاف دیجیتال (Van Dijk, 2005)، تفکر محاسباتی (CSTA & ISTE, 2011) و جذب شناختی (Agarwal & Karahanna, 2000) ارائه شده است.

با توجه به مطالب ذکرشده، هوش مصنوعی و ضرورت استفاده از آن در دنیای کنونی به‌ویژه برای دانشجویان و دانشجومعلمان غیرقابل انکار است، ازطرفی یکی از مسائل حال حاضر دسترسی نابرابر به فناوری‌های دیجیتال است که از آن به‌عنوان شکاف دیجیتال یاد می‌شود که یکی از عوامل موثر بر سواد هوش مصنوعی تلقی می‌شود، بعداز دسترسی به فناوری‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی، احتمال تعامل شناختی افراد با آن‌ها وجود دارد که می‌تواند یکی از عوامل پیش‌بینی‌کنندهٔ سواد هوش مصنوعی باشد. علاوه‌بر این، فرایند جمع‌آوری داده‌ها و تجزیه‌وتحلیل آن‌ها مسئله‌ای کلیدی برای

فناوری‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی است؛ و از داده‌ها و الگوریتم‌ها برای حل این مسائل یا جایگزین کردن روش‌های دیگر برای حل آن استفاده می‌کنند که از آن به‌عنوان تفکر محاسباتی یاد می‌شود که باعث می‌شود افراد با توانایی تفکر محاسباتی بالا بهتر بتوانند از فناوری‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی استفاده نمایند؛ بدین جهت این توانایی می‌تواند بر سواد هوش مصنوعی موثر باشد.

با توجه به مطالب پیش‌گفته، هدف پژوهش حاضر، بررسی تاثیر شکاف دیجیتال بر سواد هوش مصنوعی در بین دانشجومعلمان با میانجی‌گری تفکر رایانشی (محاسباتی) و جذب شناختی است. براساس موارد مطرح‌شده، فرضیات پژوهش عبارت‌اند از:

۱. شکاف دیجیتال اثر منفی مستقیم بر تفکر محاسباتی دارد.

۲. شکاف دیجیتال اثر منفی مستقیم بر جذب شناختی دارد.

۳. شکاف دیجیتال اثر منفی مستقیم بر سواد هوش مصنوعی دارد.

٤. تفکر محاسباتی اثر مثبت مستقیم بر سواد هوش مصنوعی دارد.

۵. جذب شناختی اثر مثبت مستقیم بر سواد هوش مصنوعی دارد.

٦. شکاف دیجیتال ازطریق نقش میانجی جذب شناختی و تفکر محاسباتی بر سواد هوش مصنوعی اثر غیرمستقیم دارد.

روش پژوهش

پژوهش حاضر ازنظر رویکرد و گردآوری داده‌ها از نوع کمّی و ازنظر روش، توصیفی-همبستگی محسوب می‌شود. جامعهٔ پژوهش شامل دانشجومعلمان شهر زنجان بود که ۹٤٦ نفر را شامل می‌شد. سپس شرکت‌کنندگان در پژوهش با استفاده از روش سرشماری انتخاب شدند. از این تعداد ۵۷۸ نفر مرد (٦۱/۱ درصد) و ۳٦۸ نفر زن (۳۸/۹) بودند. سن شرکت‌کنندگان بین ۱۸ تا ۲٤ سال متغیر بود. میانگین سن شرکت‌کنندگان ۲۱ سال و انحراف معیار آن برابر با ۲ سال بود. همچنین، زمان استفاده روزانه شرکت‌کنندگان از اینترنت نیز در طیف‌های کمتر از ۲ ساعت (۱۷۸ نفر)، ۲ تا ٤ ساعت (۲٤۳ نفر)، ٤ تا ٦ ساعت (۳۱۵ نفر) و ٦ ساعت و بالاتر (۲۱۰ نفر) توزیع شده بود. به‌منظور جمع‌آوری داده‌ها از مقیاس‌های مختلفی استفاده شد که در ادامه معرفی می‌شوند.

مقیاس سواد هوش مصنوعی: مقیاس سواد هوش مصنوعی[1] توسط Wang et al. (2022) برای اندازه‌گیری دانش استفاده، شناسایی و ارزیابی فناوری‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی در زندگی روزمره ایجاد شده است. آن‌ها داده‌ها را از دو نمونهٔ مجزا (نمونهٔ اول: ۶۰۱ نفر و نمونهٔ دوم ۳۲۵ نفر) شامل دانش‌آموزان راهنمایی و دبیرستان، دانشجویان کارشناسی و کارشناسی ارشد جمع‌آوری کردند. در طراحی مقیاس، Wang et al. (2022) ابتدا ابعاد فرعی را براساس چهارچوب‌های سواد دیجیتال قبلی تعیین کردند. این ابعاد فرعی شامل آگاهی، استفاده، ارزیابی و اخلاق بودند. نسخه نهایی این مقیاس شامل ۱۲ گویه است که در قالب طیف لیکرت (۱= قطعا موافقم و ۵= قطعا مخالفم) تنظیم شده‌اند. مقدار ضریب آلفای کرونباخ برای کل مقیاس۰/۸۲ محاسبه شد، درحالی‌که ضرایب ابعاد فرعی (آگاهی، اخلاق، استفاده، و ارزیابی) به‌ترتیب برابر ۰/۷۳، ۰/۷٤، ۰/۷۸ و ۰/۷۲ بود (Wang et al., 2022). روایی صوری و محتوایی این مقیاس نیز ازطریق مشورت با متخصصان این حوزه احراز شده است.

مقیاس تفکر محاسباتی: مقیاس تفکر محاسباتی[2] را Korkmaz et al. (2017) ارائه کرده‌اند. این مقیاس استنباط خودارزیابی را در حوزه‌های مهارت تفکر محاسباتی به جای کاربرد چنین مهارت‌هایی اندازه‌گیری می‌کند. مقیاس با ۲۹ گویه براساس چهارچوب CSTA and ISTE (2011) و مجموعه ابزارهای رهبری تفکر محاسباتی انجمن بین‌المللی فناوری در آموزش (ISTE, 2015) (2015) طراحی شده است. Korkmaz et al. (2017) تحلیل عاملی اکتشافی و تاییدی را برای تعیین روایی گویه‌های مقیاس انجام دادند که این تحلیل‌ها نتایج قابل قبولی را به همراه داشتند و اعتبار سازه را تضمین می‌کردند. براین‌اساس، این مقیاس دارای پنج خرده‌مقیاس با تعداد گویه‌های مختلف بود: خلاقیت: ۸ گویه، تفکر الگوریتمی: ٦ گویه، همکاری: ٤ گویه، تفکر انتقادی: ۵ گویه و حل مسئله: ٦ گویه که در قالب طیف لیکرت (۱= کاملا مخالفم و ۵= کاملا موافقم) تنظیم شدند. این پنج خرده‌مقیاس ٥٦/۱ درصد از کل واریانس را تبیین می‌کنند و سهم هر خرده‌مقیاس در واریانس کل بین ۸/۷ تا ۱۳/۵ درصد است. ضرایب آلفای کرونباخ برای خلاقیت ۰/۸٤، برای تفکر الگوریتمی ۰/۸۵، برای همکاری ۰/۸٦، برای تفکر انتقادی ۰/۷۹ و برای حل مسئله ۰/۷۲ به دست آمد. ضریب پایایی برای کل گویه‌ها ۰/۸۳ بود.

---

[1]. AI Literacy Scale
[2]. Computational Thinking Scale

مقیاس جذب شناختی: مقیاس جذب شناختی[1] شامل ۲۰ گویه و ۵ عامل در ابتدا توسط Agarwal and Karahanna (2000) ایجاد شد. مطالعه تطبیقی این مقیاس به زبان ترکی توسط Usluel and Vural (2019) به کار گرفته شد. در فرایند انطباق، تعداد گویه‌ها به‌دلیل بارهای عاملی به ۱۷ مورد کاهش یافت. علاوه‌بر این، یک عامل از مقیاس اصلی، یعنی کنترل، در نسخه ترکی مورد بررسی قرار نگرفت. به عبارت دیگر، نسخه ترکی مقیاس جذب شناختی شامل ۱۷ گویه و چهار عامل به نام‌های اندازه‌گیری زمان، کنجکاوی، غوطه‌وری عمیق و لذت است. ضریب آلفای کرونباخ برای نسخه ترکی بین ۰/۸۲ و ۰/۹۰ متغیر بود. ۱۰ گزینهٔ امتیازی برای گویه‌ها، بین ۱ «قطعا مخالفم» و ۱۰ «قطعا موافقم» در نوع لیکرت وجود دارند که مجموع نمرات این مقیاس از ۱۷ تا ۱۷۰ متغیر است. نمرات بالاتر به‌عنوان تعامل بیشتر با فناوری‌ها و زمان اندازه‌گیری شده، کنجکاوی، غوطه‌وری عمیق و لذت بیشتر در نظر گرفته شد. در این پژوهش از مقیاس اصلی دارای ۵ عامل استفاده شد. در مقیاس اصلی ضرائب پایایی ترکیبی[2] همه عامل‌ها در حد مطلوب (بالاتر از ۰/۷۰) گزارش شده است. روایی مقیاس نیز ازطریق به‌کارگیری تحلیل عاملی تاییدی احراز شده است.

مقیاس دسترسی به فناوری اطلاعات و ارتباطات: برای اندازه‌گیری شکاف دیجیتال، مواردی از مقیاس دسترسی به فناوری اطلاعات و ارتباطات[3] اتخاذ شده است. Soomro et al. (2018) این مقیاس را براساس چهارچوب تقسیم دیجیتال Van Dijk (2006) و اجزای آن، توسعه دادند. در فرایند توسعه این مقیاس، تجزیه‌وتحلیل مؤلفه‌های اصلی برای تأیید ابعاد فرعی مختلف در گویه‌های اولیه انجام شد. لازم به ذکر است که مقیاس دسترسی به فناوری اطلاعات و ارتباطات برای سنجش میزان دسترسی و انگیزه اساتید برای استفاده از چندین فناوری طراحی شده است. ازآنجایی‌که شرکت‌کنندگان این پژوهش دانشجومعلمان بودند، برخی از گویه‌های فرعی مقیاس مانند «دسترسی به فناوری اطلاعات و ارتباطات به‌منظور استفاده آموزشی» و «دسترسی انگیزشی برون‌زا» و همینطور «دسترسی به مهارت‌های راهبردی» حذف شده است. آخرین نسخه مقیاس شامل چهار خرده‌مقیاس با ۳۸ گویه بود. خرده‌مقیاس‌ها با ضرایب آلفای کرونباخ و تعداد گویه‌ها به این شرح هستند: دسترسی فیزیکی (آلفای کرونباخ: ۰/۷۲۰؛ ۱۳ گویه)، دسترسی انگیزشی (آلفای کرونباخ: ۰/۸۱؛ ٤ گویه)، دسترسی به مهارت‌ها (آلفای کرونباخ: ۰/۸۰؛ ۱۳ گویه) و دسترسی به استفاده (آلفای کرونباخ: ۰/۸۱؛ ۸ گویه). گزینه‌های گویه‌ها از نوع لیکرت ۵ درجه‌ای بوده و از ۱ «هرگز» تا ۵ «اغلب اوقات»

---

[1]. Cognitive Absorbtion Scale
[2]. composite reliability
[3]. Information and Communication Technology Accsess Scale

متغیر هستند. نمره بالاتر نشان‌دهندهٔ سطح بالاتری از دسترسی فیزیکی، انگیزه و مهارت برای استفاده از چندین فناوری اطلاعات و ارتباطات است. برای سنجش این متغیر در پژوهش حاضر نمره‌گذاری گویه‌ها معکوس شد تا عملا شکاف دیجیتال مورد اندازه‌گیری قرار گیرد.

در تحلیل داده‌ها، برای محاسبهٔ شاخص‌های توصیفی (میانگین، انحراف معیار، شاخص‌های کجی و کشیدگی) متغیرها، از نرم‌افزار SPSS 27 استفاده شده است. همچنین برای برازش مدل‌های اندازه‌گیری (آلفای کرونباخ، پایایی ترکیبی و روایی همگرا)، برازش مدل ساختاری (اثر مستقیم، اثر غیرمستقیم و اثر کل) و برازش مدل پژوهش از نرم‌افزار اسمارت PLS 4 استفاده شده است.

یافته‌ها

در جدول ۱ میانگین و انحراف معیار نمرات متغیرها گزارش شده است. علاوه‌بر این برای بررسی نرمال بودن توزیع نمرات متغیرها از شاخص‌های کجی (چولگی) و کشیدگی استفاده شد که نتایج آن در جدول ۱ آورده شده است. با توجه به اینکه قدر مطلق شاخص‌های کجی و کشیدگی کمتر از یک است، فرض نرمال بودن توزیع داده‌های متغیرهای شکاف دیجیتال، سواد هوش مصنوعی، جذب شناختی و تفکر محاسباتی تائید می‌شود.

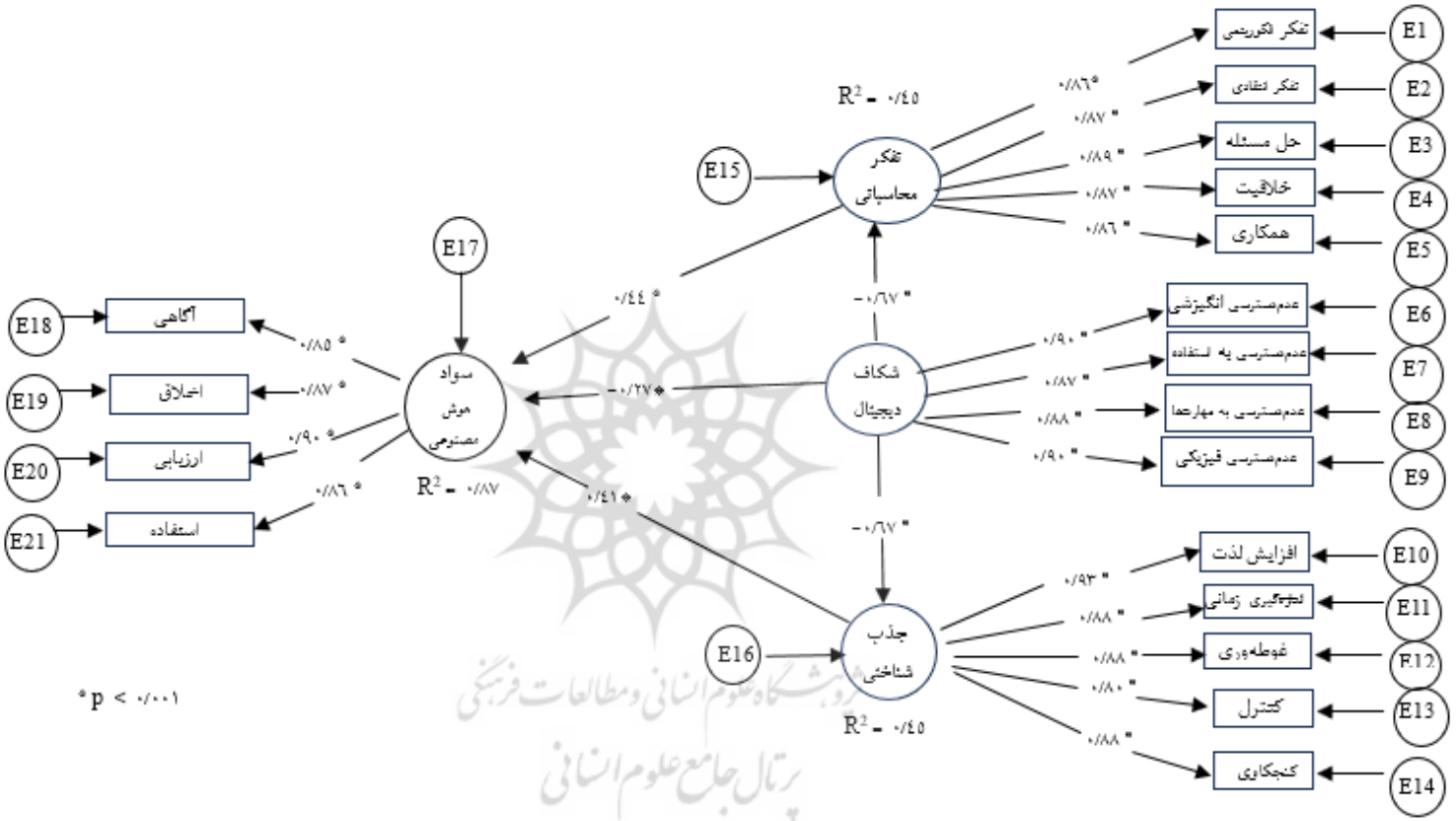
جدول ۱. میانگین، انحراف معیار و شاخص‌های کجی و کشیدگی متغیرهای پژوهش

متغیر	میانگین	انحراف معیار	چولگی	کشیدگی
عدم‌دسترسی فیزیکی	۲۹/۹۶۴	۶/۹۱۲	۰/۳۴۴	۰/۶۹۴
عدم‌دسترسی انگیزشی	۱۳/۱۹۴	۳/۰۱۷	۰/۳۶۹	۰/۹۸۹
عدم‌دسترسی به مهارت‌ها	۲۶/۴۶۳	۶/۴۸۴	۰/۱۶۳	۰/۳۰۱
عدم‌دسترسی به استفاده	۲۶/۵۸۲	۶/۴۳۱	۰/۱۳۸	۰/۳۲۵
خلاقیت	۱۹/۹۴۹	۴/۷۷۳	۰/۰۲۴	۰/۲۱۶
تفکر الگوریتمی	۱۰/۰۲۴	۲/۳۷۵	۰/۷۲۹	۰/۱۹۶
همکاری	۱۰/۰۲۵	۲/۳۲۹	۰/۷۹۳	۰/۲۱
تفکر انتقادی	۱۰/۱۰۴	۲/۲۴۴	۰/۹۶۷	۰/۲۹۴
حل مسئله	۱۳/۵۴۳	۲/۹۰۳	۰/۰۰۷	۰/۴۸۷
آگاهی	۶/۶۹۱	۱/۵۵۷	۰/۸۷۷	۰/۱۴۶
استفاده	۱۰/۰۰۶	۲/۳۴۵	۰/۷۶۸	۰/۲۲۱

ارزیابی	۱۰/۱۵۶	۲/۲۳۵	۰/۹۰۷	۰/۲۶۹
اخلاق	۱۰/۱۹۹	۲/۲۵۳	۰/۸۶۳	۰/۱۱۲
اندازه‌گیری زمانی	۱۳/۲۸۹	۳/۰۵۳	۰/۹۵۱	۰/۴۰۴
غوطه‌وری	۱۳/۲۳۰	۳/۱۰۳	۰/۹	۰/۳۵
افزایش لذت	۱۳/۲۰۳	۳/۱۶۱	۰/۸۸	۰/۱۸
کنترل	۶/۵۶۳	۱/۷۴۷	۰/۴۳۴	-۰/۱۱۴
کنجکاوی	۱۰/۰۵۵	۲/۲۵۸	۰/۹۵۵	۰/۳۴۹
شکاف دیجیتال	۹۶/۲۰۲	۲۲/۱۲۱	۰/۳۷۱	۰/۷۳
سواد هوش مصنوعی	۶۳/۶۴۵	۱۳/۳۱۸	۰/۳۷۲	۰/۱۰۸
جذب شناختی	۳۷/۰۵۲	۷/۶۲۶	۰/۳۰۸	۰/۱۱۸
نفکر محاسباتی	۵۶/۳۴۰	۱۲/۰۵۹	۰/۳۹	۰/۲۱۷

الف) برازش مدل پژوهش: با توجه به اینکه توزیع داده‌های متغیرهای پژوهش نرمال بود، بنابراین برای برازش مدل‌های اندازه‌گیری، برازش مدل‌های ساختاری و برازش مدل کل از نرم‌افزار اسمارت PLS 4 و رویکرد کواریانس‌محور استفاده شد. در شکل ۱ مدل نهایی پژوهش در حالت ضریب استاندارد و سطح معنی‌داری ارائه شده است. در این مدل، شکاف دیجیتال متغیر برون‌زاد، جذب شناختی و تفکر محاسباتی متغیرهای واسطه‌ای و سواد هوش مصنوعی متغیر درون‌زاد است. با توجه به اینکه مقدار بارهای عاملی برای مولفه‌های متغیرهای پژوهش بیشتر از ۰/۷ بود، بنابراین هیچ‌کدام از مولفه‌های متغیرهای پژوهش از مدل پیشنهادی حذف نشدند.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی



شکل ۱. مدل نهایی پژوهش در حالت ضریب استاندارد

در جدول ۲ یافته‌های برازش مدل نهایی پژوهش گزارش شده است. براساس اطلاعات این جدول، برای بررسی قدرت تبیین سواد هوش مصنوعی، جذب شناختی و تفکر محاسباتی ازطریق شکاف دیجیتال از شاخص ضریب تعیین یا R^2 استفاده شده است. با توجه به اینکه مقدار ضریب تعیین برای سواد هوش مصنوعی (۰/۸۷)، جذب شناختی (۰/٤٥) و تفکر محاسباتی (۰/٤٥) بیشتر از مقدار ۰/۲٦ است، بنابراین شدت و میزان تبیین سواد هوش مصنوعی، جذب شناختی و تفکر محاسباتی توسط متغیر شکاف دیجیتال در حد قوی و قابل توجهی است. شاخص GoF که از ۰/۳۵ بیشتر است، حاکی از برازش قوی مدل است. همچنین با توجه به اینکه مقدار شاخص برازش نکویی (GFI) و شاخص برازش نرمال (NFI) از مقدار ۰/۹ بیشتر است و مقدار شاخص ریشه میانگین مربعات خطای برآورد (RMSEA) و شاخص ریشه میانگین مربعات باقیمانده (SRMR) کمتر از ۰/۰۸ است، بنابراین مدل پژوهش از برازش مطلوبی برخوردار است.

جدول ۲. یافته‌های برازش مدل مفهومی پژوهش

شاخص برازش	حد قابل قبول			منبع	تفکر محاسباتی	جذب شناختی	سواد هوش مصنوعی
R^2	۰/۰۲	۰/۱۳	۰/۲٦	Cohen (1988)	۰/۴۵۲	۰/۴۵۴	۰/۸۷۰
	ضعیف	متوسط	قابل توجه			قابل توجه	
GoF	۰/۰۱	۰/۲۵	۰/۳٦	Wetzels et al. (2009)		۰/٦۷۸	
	ضعیف	متوسط	قوی			قوی	
NFI		> ۰/۹۰		Ringle et al. (2024)		۰/۹۰۱ > ۰/۹۰	
GFI		> ۰/۹۰		Hu & Bentler (1999)		۰/۹۰٦ > ۰/۹۰	
RMSEA		< ۰/۰۸		Westland (2015)		۰/۰۲۲ < ۰/۰۸	
SRMR		< ۰/۰۸		Henseler et al. (2014)		۰/۰٦٦ < ۰/۰۸	

ب) برازش مدل‌های اندازه‌گیری: برای سنجش برازش مدل‌های اندازه‌گیری از شاخص‌های آلفای کرونباخ، پایایی ترکیبی و میانگین واریانس استخراج‌شده استفاده گردید. با استفاده از آلفای کرونباخ و پایایی ترکیبی، همسانی درونی گویه‌های متغیرهای پژوهش سنجیده شده است. ازآنجاکه در جدول ۳ مقدار آلفای کرونباخ و پایایی ترکیبی برای تمامی متغیرها بیشتر از ۰/۷ است، بنابراین پایایی و همسانی درونی گویه‌های متغیرهای پژوهش در حد قابل قبولی است. میانگین واریانس استخراج‌شده

شاخصی است که برای سنجش روایی همگرا از آن استفاده شده است. با توجه به اینکه در جدول ۳ مقدار میانگین واریانس استخراج‌شده برای متغیرهای پژوهش از ۰/۵ بیشتر است، بنابراین روایی همگرای متغیرهای پژوهش در حد قابل قبولی است.

جدول ۳. یافته‌های برازش مدل‌های اندازه‌گیری

متغیر	آلفای کرونباخ	پایایی ترکیبی	میانگین واریانس استخراج‌شده
آگاهی	۰/۷۳۱	۰/۷۳۲	۰/۷۸۸
اخلاق	۰/۷۷۰	۰/۷۷۲	۰/۶۸۵
ارزیابی	۰/۸۰۱	۰/۸۰۵	۰/۷۱۵
استفاده	۰/۷۷۹	۰/۷۸۰	۰/۶۹۴
افزایش لذت	۰/۷۷۰	۰/۷۷۲	۰/۶۸۶
اندازه گیری زمانی	۰/۸۳۲	۰/۸۳۳	۰/۶۶۴
تفکر الگوریتمی	۰/۷۷۸	۰/۷۷۸	۰/۶۹۲
تفکر انتقادی	۰/۸۴۳	۰/۸۴۴	۰/۶۸۰
حل مسئله	۰/۸۳۲	۰/۸۳۳	۰/۶۶۵
خلاقیت	۰/۸۹۲	۰/۸۹۳	۰/۶۴۹
عدم‌دسترسی انگیزشی	۰/۹۶۳	۰/۹۶۴	۰/۹۰۰
عدم‌دسترسی به استفاده	۰/۹۲۲	۰/۹۲۲	۰/۶۴۶
عدم‌دسترسی به مهارت ها	۰/۹۲۹	۰/۹۳۰	۰/۶۳۸
عدم‌دسترسی فیزیکی	۰/۹۷۳	۰/۹۷۳	۰/۸۲۲
غوطه‌وری عمیق	۰/۸۱۷	۰/۸۱۸	۰/۶۴۶
همکاری	۰/۷۸۱	۰/۷۸۲	۰/۶۹۵
کنترل	۰/۷۵۲	۰/۷۵۲	۰/۸۰۱
کنجکاوی	۰/۷۷۴	۰/۷۷۸	۰/۶۸۸

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

ج) **برازش مدل‌های ساختاری**: در این قسمت برازش مدل‌های ساختاری در سه بخش اثر مستقیم، اثر غیر مستقیم و اثر کل بررسی شده است. در جدول ٤ با توجه به یافته‌ها و سطح معنی‌داری در حالت اثر مستقیم، مسیر شکاف دیجیتال به تفکر محاسباتی ($\beta = -۰/٦٧$، $p < ۰/۰۰۱$)، مسیر شکاف دیجیتال به جذب شناختی ($\beta = -۰/٦٧$، $p < ۰/۰۰۱$)، مسیر شکاف دیجیتال به سواد هوش مصنوعی ($\beta = -۰/۲۷$، $p < ۰/۰۰۱$)، مسیر تفکر محاسباتی به سواد هوش مصنوعی ($p < ۰/۰۰۱$، $۰/٤٤ =$

β) و مسیر جذب شناختی به سواد هوش مصنوعی (p < ۰/۰۰۱، β = ۰/٤۱) معنی‌دار است، بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که شکاف دیجیتال بر تفکر محاسباتی، جذب شناختی و سواد هوش مصنوعی تاثیر معنی‌داری دارد. همچنین تفکر محاسباتی و جذب شناختی نیز بر سواد هوش مصنوعی تاثیر معنی‌داری دارند و بدین‌ترتیب پنج فرضیه اول پژوهش تائید می‌شود.

جدول ٤. یافته‌های اثر مستقیم برای آزمون فرضیه‌های اول تا پنجم

فرضیه‌ها	مسیر	ضریب استاندارد	ضریب غیر استاندارد	آماره t	سطح معنی‌داری
۱	شکاف دیجیتال -> تفکر محاسباتی	-۰/۶۷	-۰/٤۷	۱۲/۱۵	۰/۰۰۱
۲	شکاف دیجیتال -> جذب شناختی	-۰/۶۷	-۰/۷۲	۱۲/۲۲	۰/۰۰۱
۳	شکاف دیجیتال -> سواد هوش مصنوعی	-۰/۲۷	-۰/۲۵	۳/۳۰	۰/۰۰۱
٤	تفکر محاسباتی -> سواد هوش مصنوعی	۰/۴۴	۰/۴۲	۴/۴۳	۰/۰۰۱
۵	جذب شناختی -> سواد هوش مصنوعی	۰/۴۱	۰/٤۱	۴/۳۸	۰/۰۰۱

یافته‌های اثر غیرمستقیم: در جدول ۵ با توجه به اینکه در حالت اثر غیرمستقیم، مقدار ضریب استاندارد برای مسیر شکاف دیجیتال بر سواد هوش مصنوعی ازطریق متغیر واسطه‌ای جذب شناختی (p = ۰/۰۰۱، β = ۰/۲۹) و برای مسیر شکاف دیجیتال بر سواد هوش مصنوعی ازطریق متغیر واسطه‌ای تفکر محاسباتی (p = ۰/۰۰۱، β = ۰/۳۱) معنی‌دار است، بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که دو متغیر جذب شناختی و تفکر محاسباتی نقش واسطه‌ای معنی‌دار در رابطهٔ میان شکاف دیجیتال و سواد هوش مصنوعی دارند. بنابراین فرضیه ششم پژوهش نیز تایید شده است.

جدول ۵. یافته‌های اثر کل برای مدل‌های ساختاری

اثر	مسیر	ضریب مسیر	آماره t	سطح معنی‌داری
اثر غیرمستقیم	شکاف دیجیتال -> جذب شناختی -> سواد هوش مصنوعی	-۰/۲۹	۳/۹۰	۰/۰۰۱
	شکاف دیجیتال -> تفکر محاسباتی -> سواد هوش مصنوعی	-۰/۳۱	۳/۵۲	۰/۰۰۱
اثر کل	شکاف دیجیتال -> سواد هوش مصنوعی	-۰/۸۷	۱۹/۶۸	۰/۰۰۱

همچنین جدول ۵ نشان می‌دهد که مقدار اثر کل متغیر برون‌زاد (شکاف دیجیتال) بر متغیر درون‌زاد (سواد هوش مصنوعی) برابر با ۰/۸۷- و معنی‌دار است (p = ۰/۰۰۱). لازم به ذکر است که اثر مستقیم کاهش شکاف دیجیتال بر سواد هوش مصنوعی ۰/۲۷- است که با نقش واسطه‌ای تفکر محاسباتی و جذب شناختی، اثر کل ۰/۸۷- حاصل شده است.

بحث و نتیجه‌گیری

هدف پژوهش حاضر، بررسی میزان تاثیرپذیری سواد هوش مصنوعی از شکاف دیجیتال، جذب شناختی و مهارت‌های تفکر محاسباتی است. نتیجهٔ تجزیه‌وتحلیل داده‌ها نشانگر این بود که شکاف دیجیتال بر تفکر محاسباتی تاثیر معنی‌داری دارد (فرضیهٔ اول). به عبارت دیگر، دسترسی راحت به فناوری اطلاعات و ارتباطات، می‌تواند در مشارکت عمیق با فناوری‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی در فرایند استفاده تأثیر بگذارد. علاوه‌بر این، افرادی که انگیزه و مهارت بیشتری برای استفاده از فناوری‌های هوش مصنوعی دارند، احتمالاً در نتیجه استفاده از چنین فناوری‌هایی، تجربه‌ای خوشایند خواهند داشت. در تایید این مطلب، برخی از پژوهشگران به‌طور تجربی نشان دادند که ویژگی‌ها و ادراکات، تعیین‌کننده رضایت از ابزارهای مبتنی‌بر هوش مصنوعی (مانند چت‌بات) هستند. امروزه، بسیاری از وب‌سایت‌ها و برنامه‌های تلفن همراه تمایل دارند به‌سرعت از چت‌بات‌ها برای ارائه خدمات رضایت‌بخش به مشتریان بهره‌برداری کنند (Luo et al., 2019). باوجود این تلاش‌ها، اکثر مشتریان به‌دلیل ابهام عملکرد آن‌ها، هنوز تمایلی به تعامل با چت بات‌ها ندارند (Chung et al., 2020). اطلاعات به‌دست‌آمده نشان می‌دهند که انواع دسترسی‌های مختلف (به‌عنوان مثال، فیزیکی و انگیزشی) به فناوری‌ها در ارائه تجربیات مثبت به کاربران نقش اساسی دارند. توسعه‌دهندگان

هوش مصنوعی با هدف ارائه تجربیات رضایت‌بخش به کاربران، باید انگیزه، مهارت‌ها و دسترسی کاربران به استفاده از فناوری‌های هوش مصنوعی را در نظر بگیرند.

همچنین این نتیجه حاصل شد که شکاف دیجیتال بر جذب شناختی تاثیر معنی‌داری دارد که می‌تواند در افزایش یا کاهش آن تاثیر بگذارد (فرضیهٔ دوم). همچنین، به‌عنوان یافته‌ای اصلی از مطالعه فعلی، شکاف دیجیتال عاملی موثر در سواد هوش مصنوعی است (فرضیهٔ سوم). به عبارت دیگر، انتظار می‌رود افرادی که دسترسی فیزیکی به فناوری اطلاعات و ارتباطات (به‌ویژه فناوری‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی) دارند، در زندگی روزمره از هوش مصنوعی بیشتر استفاده کنند. همچنین، انگیزه و مهارت در استفاده از فناوری اطلاعات و ارتباطات، افراد را قادر می‌سازد تا تصمیمات فناوری‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی را بهتر ارزیابی کنند. بنابراین تخمین زده می‌شود که چنین افرادی سواد هوش مصنوعی بیشتری داشته باشند. در راستای این یافته، Celik (2023) نشان داد که داشتن دانش فنی بیشتر در هوش مصنوعی، به معلمان اجازه می‌دهد تا تصمیمات چهار ابزار مبتنی‌بر هوش مصنوعی را ازنظر اخلاقی، بهتر ارزیابی کنند: ربات‌های گفتگو، برنامه‌های آموزشی هوشمند، داشبورد مبتنی‌بر هوش مصنوعی، و نرم‌افزار نمره‌دهی خودکار. با گسترش واقعیت فعلی، نتیجه این مطالعه به‌طور تجربی نشان داد که نابرابری‌های دیجیتالی عاملی موثر بر سواد هوش مصنوعی هستند. نتیجهٔ حاصل‌شده، ممکن است برای مداخلاتی که هدفشان تقویت سواد هوش مصنوعی افراد است، حیاتی تلقی شود. در پرتو این نتیجه، هنگامی که مداخلات آتی راهبردهای خود را تعیین می‌کنند، می‌توانند بر چهار نوع دسترسی شکاف دیجیتال (انگیزه‌ای، استفاده، فیزیکی و مهارت‌ها) تمرکز نمایند.

علاوه‌بر این، یافته‌ها حاکی از این بودند که تفکر محاسباتی بر سواد هوش مصنوعی تاثیر معنی‌داری دارد (فرضیهٔ چهارم). یعنی تفکر محاسباتی، عاملی موثر بر سواد هوش مصنوعی است که به استفاده، شناسایی و ارزیابی فناوری‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی کمک می‌کند. براساس این یافته، احتمالاً اگر افراد انتقادی، الگوریتمی و خلاقانه‌تر فکر کنند، به‌طور مؤثری با ابزارهای مبتنی‌بر هوش مصنوعی تعامل خواهند داشت. یافته‌های این پژوهش همچنین نشان می‌دهد که مهارت‌های حل مسئله، به‌عنوان بعدی از تفکر محاسباتی، ممکن است به افزایش سواد هوش مصنوعی کمک کند. افرادی که مهارت‌های محاسباتی بیشتری دارند در استفاده از فناوری و سواد دیجیتال بهتر هستند (Shute et al., 2017). این یافته احتمالاً به‌این‌دلیل است که آن‌ها با برنامه‌های کدنویسی و فناوری‌های متعدد آشنا هستند (Yuan et al., 2021). هوش مصنوعی و زیرشاخه‌های آن، به‌شدت

مبتنی‌بر مفاهیم انتزاعی، جمع‌آوری و تجزیه‌وتحلیل داده‌ها، الگوریتم‌ها و اتوماسیون هستند (Lozano et al., 2021). این مفاهیم همچنین به‌عنوان اجزای کلیدی فرایند تفکر محاسباتی در نظر گرفته می‌شوند. به‌عنوان مثال، تفکر محاسباتی فرد را قادر به صورت‌بندی مسئله، جمع‌آوری و تجزیه‌وتحلیل داده‌ها برای دستیابی به راه‌حل می‌کند (CSTA & ISTE, 2011). چنین فردی به‌طور اثربخش از راهبردهای اتوماسیون برای انتقال راه‌حلی مشابه به یک مشکل متفاوت استفاده می‌کند. همان‌طور که در این مطالعه نیز بررسی شد، با توجه به هم‌پوشانی این مفاهیم، تفکر محاسباتی ارتباط نزدیکی با سواد هوش مصنوعی دارد.

همچنین این نتیجه حاصل شد که جذب شناختی بر سواد هوش مصنوعی تاثیر مثبت دارد (فرضیهٔ پنجم). به عبارت دیگر، افرادی که توانایی بالاتری در جذب اطلاعات دارند، معمولاً بهتر می‌توانند مفاهیم پیچیده مرتبط با هوش مصنوعی را درک کنند. این امر به آن‌ها کمک می‌کند تا به‌راحتی با فناوری‌های نوین آشنا شوند و از آن‌ها بهره‌برداری کنند. این یافته نیز با نتایج حاصل از پژوهش‌های Obenza et al. (2024) و Canan Güngören et al. (2022) هم‌سو است . با توجه به یافته‌های پژوهش، فرضیه ششم پژوهش مبنی‌بر اینکه کاهش شکاف دیجیتال ازطریق نقش واسطه‌ای جذب شناختی و تفکر محاسباتی تأثیر معنی‌داری بر سواد هوش مصنوعی دارد، تأیید می‌شود. این یافته نشان می‌دهد که افرادی که توانایی بیشتری در جذب و پردازش اطلاعات دارند و همچنین مهارت‌های تفکر محاسباتی را توسعه داده‌اند، معمولاً در آشنایی با فناوری‌های هوش مصنوعی موفق‌تر عمل می‌کنند. به عبارت دیگر، افرادی که قادرند اطلاعات جدید را به‌خوبی درک کنند و آن‌ها را به کار ببرند، می‌توانند به راحتی با ابزارها و تکنیک‌های هوش مصنوعی ارتباط برقرار کرده و از آن‌ها بهره‌برداری کنند. این موضوع اهمیت ویژه‌ای دارد، زیرا سواد هوش مصنوعی به‌عنوان یک مهارت کلیدی در دنیای امروز شناخته می‌شود. با پیشرفت سریع فناوری و گسترش کاربردهای هوش مصنوعی در صنایع مختلف، توانایی درک و استفاده از این فناوری‌ها برای موفقیت در بازار کار و زندگی روزمره ضروری است. بنابراین، افزایش سواد هوش مصنوعی نه‌تنها به افراد کمک می‌کند تا در محیط‌های حرفه‌ای خود بهتر عمل کنند، بلکه به آن‌ها این امکان را می‌دهد که از فرصت‌های آموزشی بیشتری بهره‌مند شوند. علاوه‌بر این، کاهش شکاف دیجیتال و افزایش سواد هوش مصنوعی می‌تواند به کاهش نابرابری‌ها در دسترسی به فرصت‌های آموزشی و شغلی مرتبط با فناوری منجر شود. افرادی که ازنظر اقتصادی یا اجتماعی در موقعیت‌های ضعیف‌تری قرار دارند، اغلب با چالش‌هایی در دسترسی به فناوری و آموزش مواجه‌اند. با ارتقای مهارت‌های جذب شناختی

و تفکر محاسباتی در این گروه‌ها، می‌توان فرصت‌های برابر برای یادگیری و استفاده از فناوری‌های نوین فراهم کرد. این امر نه‌تنها به بهبود وضعیت فردی افراد کمک می‌کند بلکه می‌تواند تأثیرات مثبتی بر روی جامعه به‌طور کلی داشته باشد. در نهایت، این یافته‌ها نشان‌دهندهٔ اهمیت سرمایه‌گذاری در آموزش مهارت‌های تفکر محاسباتی و جذب شناختی هستند تا بتوانیم به افزایش سواد هوش مصنوعی کمک کنیم. این رویکرد نه‌تنها موجب توانمندسازی افراد خواهد شد بلکه زمینه‌ساز توسعه پایدار اجتماعی و اقتصادی نیز خواهد بود.

این پژوهش باوجود ارائهٔ یافته‌های معتبر، دارای چند محدودیت است. نخست، روش جمع‌آوری داده‌ها به‌عنوان اولین محدودیت مطالعه حاضر در نظر گرفته می‌شود. داده‌ها ازطریق مقیاس‌های معتبر و قابل اعتماد قبلی جمع‌آوری شدند. بااین‌حال، جمع‌آوری داده‌های چندوجهی در یک رویکرد سه‌سوسازی، می‌تواند برای بررسی عوامل موثر بر سواد هوش مصنوعی مفید باشد. پژوهش‌های آینده می‌توانند داده‌های کیفی حاصل از مصاحبه‌ها یا ویدئوها را با داده‌های گزارش‌شده افراد غنی‌سازی کنند تا سطح سواد هوش مصنوعی کاربران را از دیدگاه وسیع‌تری تعیین نمایند. محدودیت دوم این پژوهش مربوط به محل انجام پژوهش است که تعمیم‌پذیری نتایج را به جوامع دیگر ممکن است محدود نماید. محدودیت سوم این است که این مطالعه اطلاعاتی دربارهٔ تجربه شرکت‌کنندگان با سیستم‌های مبتنی‌بر هوش مصنوعی مانند چت‌بات‌ها ارائه نمی‌کند. با در نظر گرفتن این محدودیت، پژوهش‌های آینده لازم است سواد هوش مصنوعی کاربران را براساس تعامل آن‌ها با چندین فناوری مبتنی‌بر هوش مصنوعی نشان دهند. اگرچه تمام فرضیه‌های مربوط به روابط بین متغیرهای مدل براساس مطالعات قبلی تدوین شده‌اند، بااین‌حال ممکن است متغیرهای دیگری (به‌عنوان مثال، اعتماد درک‌شده) بر سواد هوش مصنوعی تأثیر بگذارند که در این پژوهش مورد بررسی قرار نگرفت و این را می‌توان محدودیت چهارم در نظر گرفت. بنابراین، برای پژوهش‌های آتی پیشنهاد می‌شود تا نقش سایر عوامل در تأثیرگذاری بر سواد هوش مصنوعی مورد بررسی قرار گیرد. همچنین سازه‌هایی همچون سودمندی درک‌شده و هدف استفاده نیز براساس مدل پذیرش فناوری می‌توانند در مدل‌های معادلات ساختاری در پژوهش‌های آینده گنجانده شوند.

منابع

Acharya, N., Sassenberg, A. M., & Soar, J. (2023). Effects of cognitive absorption on continuous use intention of AI-driven recommender systems in ecommerce. *Foresight*, *25*(2), 194-208. https://doi.org/10.1108/FS-10-2021-0200

Agarwal, R., & Karahanna, E. (2000). Time flies when you're having fun: Cognitive absorption and beliefs about information technology usage. *Manegement Information Systems (MIS) Quarterly*, *24*(4), 665-694. https://doi.org/10.2307/3250951

Arbatani Roshandel, T., Kazemi, H., & Haj Esmaeili, F. (2014). Determinants of the digital divide (case study: Rafsanjan citizen). *Journal of Public Administration*, *6*(4), 681-703. Doi: 10.22059/jipa.2014.52035 [In Persian]

Ayatollahzadeh Shirazi, M., & Nargesian, A. (2013). Citizen relationship management: Study of its relationship with public participation, public accountability and transparency in 3's region of city of Tehran. *Journal of Public Administration*, *5*(2), 143-168. doi: 10.22059/jipa.2013.36747 [In Persian]

Aydin, M. (2021). Does the digital divide matter? Factors and conditions that promote ICT literacy. *Telematics Information*, 58, 101536 https://doi.org/10.1016/j.tele.2020.101536.

Bolboli Qadikolaei, S., & Parsania, H. (2023). A systematic review of the ethical implications of using artificial intelligence in digital technologies and its relationship with the ethics of flourishing. *Socio-Cultural Strategy*, *12*(3), 771-798. Doi: 10.22034/scs.2022.160772 [In Persian]

Canan Güngören, Ö., Gür Erdoğan, D., Kaya Uyanık, G., & Demirtaş Tolaman, T. (2022). The relationship between cognitive absorption and digital literacy skills among secondary school students. *Participatory Educational Research*, *9*(6), 113-129. https://doi.org/10.17275/per.22.131.9.6

Celik, I. (2023). Towards intelligent-TPACK: An empirical study on teachers' professional knowledge to ethically integrate artificial intelligence (AI)-based tools into education. *Computers in Human Behaviors*, 138, 107468 https://doi.org/10.1016/j.chb.2022.107468.

Celik, I., Dindar, M., Muukkonen, H.,. & Järvelä, S. (2022). The promises and challenges of artificial intelligence for teachers: A systematic review of research. *Technology Trends*, *66*(4), 616–630. https://doi.org/10.1007/s11528-022-00715-y

Celik, I., & Muukkonen, H. (2023). *Understanding and predicting teachers' attention to use educational chatbots*. In Proceedings of the 17th International Conference of the Learning Sciences-ICLS 2023. International Society of the Learning Sciences.

Chang, Y., Wong, S. F.,. & Park, M. C. (2016). A three-tier ICT access model for intention to participate online: a comparison of developed and developing countries. *Information Development*, *32*(3), 226–242.

Chung, M., Ko, E., Joung, H.,. & Kim, S. J. (2020). Chatbot e-service and customer satisfaction regarding luxury brands. *Journal of Bussiness Research*, 117, 587–595. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.10.004.

Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2nd Ed.). New York: Routledge.

Cress, U., Rosé, C., Wise, A. F.,. & Oshima, J. (Eds.). (2021). *International handbook of computer-supported collaborative learning*. Springer Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-65291-3

CSTA & ISTE. (2011). *Operational definition of computational thinking for K-12 education*. http://csta.acm.org/Curriculum/sub/CurrFiles/CompThinkingFlyer.pdf.

Davenport, T. H.,. & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, *96*(1), 108–116.

DiMaggio, P., Hargittai, E., Celeste, C., & Shafer, S. (2004). Digital inequality: From unequal access to differentiated use. *Social Inequality*, 355-400.

Dohn, N. B., Kafai, Y., Mørch, A.,. & Ragni, M. (2022). Survey: Artificial intelligence, computational thinking and learning. *KI-Künstliche Intelligenz*, *36*(1), 5–16. https://doi.org/10.1007/s13218-021-00751-5.

Dowling, M.,. & Lucey, B. (2023). ChatGPT for (finance) research: The Bananarama conjecture. *Financ Research Letters*, 53, 103662 https://doi.org/10.1016/j.frl.2023.103662.

Faruqe, F., Watkins, R.,. & Medsker, L. (2021). Competency model approach to AI literacy: Research-based path from initial framework to model. *Advances in Artificial Intelligence and Machine Learning; Research*, *2*(4), 580-578.

Feher, K.,. & Katona, A.I. (2021). Fifteen shadows of socio-cultural AI: A systematic review and future perspectives. *Futures*, 132, 102817. https://doi.org/10.1016/j.futures.2021.102817.

Gedrimiene, E., Celik, I., Mäkitalo, K., & Muukkonen, H. (2023). Transparency and trustworthiness in user intentions to follow career recommendations from a learning analytics tool. *Journal of Learning Analytics*, *10*(1), 54-70. 10.18608/jla.2023.7791.

Ghallab, M. (2019). Responsible AI: Requirements and challenges. *AI Perspectives, 1*(1), 1–7. https://doi.org/10.1186/s42467-019-0003-z

Ghasemi, V., & Adlipour, S. (2014). Sociological explanation of digital division situation among Isfahan University students. *Sociological Cultural Studies*, *4*(4), 139-163. [In Persian]

Griffin, P., & Care, E. (Eds.). (2014). *Assessment and teaching of 21st century skills: Methods and approach*. Springer.

Grover, S., & Pea, R. (2013). Computational thinking in K–12: A review of the state of the field. *Educational Researcher*, *42*(1), 38–43.

Guha, A., Grewal, D., Kopalle, P. K., Haenlein, M., Schneider, M. J., Jung, H., Moustafa, R., Hegde, D. R., & Hawkins, G. (2021). How artificial intelligence will affect the future of retailing. *Journal of Retailing*, *97*(1), 28–41.

Henseler, J., Dijkstra, T. K., Sarstedt, M., Ringle, C. M., Diamantopoulos, A., Straub, D. W., Ketchen, D. J., Hair, J. F., Hult, G. T. M., & Calantone, R. J. (2014). Common beliefs and reality about PLS. *Organizational Research Methods*, *17*(2), 182-209.

Hermann, E. (2022). Artificial intelligence and mass personalization of communication content—An ethical and literacy perspective. *New Media and Society*, *24*(5), 1258–1277. https://doi.org/10.1177/14614448211022702.

Hooshyar, D. (2022). Effects of technology-enhanced learning approaches on learners with different prior learning attitudes and knowledge in computational thinking. *Computer Applications in Engineering Education*, *30*(1), 64–76. https://doi.org/10.1002/cae.22442.

Hou, A. C., Shiau, W. L., & Shang, R. A. (2019). The involvement paradox: The role of cognitive absorption in mobile instant messaging user satisfaction. *Industrial Management & Data Systems*, *119*(4), 881– 901. https://doi.org/10.1108/IMDS-06-2018-0245

Hu, L., & Bentler, P. M. (1999). Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: Conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, *6*(1), 1–55. Doi:10.1080/10705519909540118

Huang, X. (2021). Aims for cultivating students' key competencies based on artificial intelligence education in China. *Education and Information Technologies*, *26*(5), 5127–5147. https:// doi.org/10.1007/s10639-021-10530-2.

ISTE. (2015). *Computational thinking in K–12 education leadership toolkit*. https://www.iste.org/explore/computational-thinking/computational-thinking-all.

Kong, S.-C., Cheung, W. M.-Y., & Zhang, G. (2021). Evaluation of an artificial intelligence literacy course for university students with diverse study backgrounds. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, *2*, Article 100026. https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100026

Korkmaz, Ő., Çakir, R., & Őzden, M. Y. (2017). A validity and reliability study of the Computational Thinking Scales (CTS). *Computers in Human Behavior,* 72, 558–569.

Kuhail, M. A., Alturki, N., Alramlawi, S., & Alhejori, K. (2023). Interacting with educational chatbots: A systematic review. *Education and Information Technologies*, *28*(1), 973–1018. https://doi.org/10.1007/s10639-022-11177-3.

Lee, I., Ali, S., Zhang, H., DiPaola, D., & Breazeal, C. (2021). Developing middle school students' AI literacy. *Proceedings of the 52nd ACM Technical Symposium on computer science education*, pp. 191–197.

Lo, C. K. (2023). What is the impact of ChatGPT on education? A rapid review of the literature. *Education Sciences*, *13*(4), 1–15. https://doi.org/10.3390/educsci13040410.

Long, D., Blunt, T., & Magerko, B. (2021). Co-designing AI literacy exhibits for informal learning spaces. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, Volume 5, Issue CSCW2. Article No.: 293, Pages 1 – 35. https://doi.org/10.1145/3476034

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* (pp. 1–16). Honolulu, USA https://dl.acm.org/doi/fullHtml/10.1145/3313831.3376727.

Lozano, I. A., Molina, J. M., & Gijon, C. (2021). Perception of artificial intelligence in Spain. *Telematics and Informatics*, 63, 101672 https://doi.org/10.1016/j.tele.2021.101672.

Luo, X., Tong, S., Fang, Z., & Qu, Z. (2019). Frontiers: Machines vs. humans: The impact of artificial intelligence chatbot disclosure on customer purchases. *Marketing Science*, *38*(6), 937–947. https://doi.org/10.1287/mksc.2019.1192.

Mehra, B., Merkel, C., & Bishop, A. P. (2004). The internet for the empowerment of minority and marginalized users. *New Media and Society*, *6*(6), 781–802. https://doi.org/ 10.1177/146144804047513.

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

Obenza, B. N., Go, L. E., Francisco, J. A. M., Buit, E. E. T., Mariano, F. V. B., Cuizon Jr, H. L., Cagabhion, A. J. D., & Agbulos, K. A. J. L. (2024). The nexus between cognitive absorption and AI literacy of college students as moderated by sex. *American Journal of Smart Technology and Solutions*, *3*(1), 32–39. https://doi.org/10.54536/ajsts.v3i1.2603

OECD (2001). Understanding the digital divide. Organization for Economic Co-operation and Development (OECD), Paris. https://www.oecd.org

Pérez-Mercado, R., Balderas, A., Munoz, A., Cabrera, J. F., Palomo-Duarte, M., & Dodero, J. M. (2023). ChatbotSQL: Conversational agent to support relational database query language learning. SoftwareX 22(101346). https://doi.org/10.1016/j.softx.2023.101346

Ringle, C. M., Wende, S., & Becker, J. M. (2024). *SmartPLS 4*. https://www.smartpls.com

Roohi, M., Dehghani, M., & Khattat, M. (2023). Identifying the components of computational thinking involved in learning skills at the primary school level. *Studies in Learning & Instrauction*, *15*(1), 16-45 .[In Persian]

Sadeghi, H., & Naser, M. (2021). Legal-ethical challenges of the EU regulation on artificial intelligence performance in health domian. *Akhlāq-I zīstī i.e., Bioethics Journal*, *10*(35), 1–14. https://doi.org/10.22037/bioeth.v10i35.27500 [In Persian]

Salem, A. A., & Azizkhani, M. (2023). Factors affecting the digital divide in Iran's provinces. *Macroeconomics Research Letter*, *18*(38), 7-34. Doi: 10.22080/iejm.2024.26400.2019 [In Persian]

Selby, C. C. (2015). Relationships: computational thinking, pedagogy of programming, and Bloom's taxonomy. WiPSCE '15: Proceedings of the Workshop in Primary and Secondary Computing Education (pp. 80–87). https://doi.org/10.1145/2818314.2818315

Selby, C. C., & Woollard, J. (2013). *Computational thinking: The developing definition*. Paper presented at the 18th Annual Conference on Innovation and Technology in Computer Science Education, Canterbury.

Shute, V. J., Sun, C., & Asbell-Clarke, J. (2017). Demystifying computational thinking. *Educational Research. Review*, *22*(1), 142–158. https://www.learntechlib.org/p/204418/.

Smith, M., Szongott, C., Henne, B., & Von Voigt, G. (2012). *Big data privacy issues in public social media*. 2012 6th IEEE International Conference on Digital Ecosystems and Technologies (DEST). IEEE, Campione d'Italia, Italy, 2012, pp. 1-6. Doi: 10.1109/DEST.2012.6227909

Sohn, K., & Kwon, O. (2020). Technology acceptance theories and factors influencing artificial Intelligence-based intelligent products. *Telematics Inform*, 47, 101324 https://doi.org/10.1016/j.tele.2019.101324

Soomro, K. A., Kale, U., Curtis, R., Akcaoglu, M., & Bernstein, M. (2018). Development of an instrument to measure faculty's information and communication technology access (FICTA). *Education and Information Technologies*, 23, 253–269.

Steinbauer, G., Kandlhofer, M., Chklovski, T., Heintz, F., & Koenig, S. A. (2021). A differentiated discussion about AI education K-12. *Künstliche Intelligenz*, *35*(2), 131–137. https://doi.org/10.1007/s13218-021-00724-8.

Usluel, Y. K., & Vural, F. K. (2009). Adaptation of cognitive absorption scale to Turkish. *Ankara University Journal of Faculty of Educational Sciences* (JFES), *42*(2), 77–92.

van Deursen, A. J. A. M., van Dijk, J. A. G. M., & Peters, O. (2012). Proposing a survey instrument for measuring operational, formal, information, and strategic internet skills. *International Journal of Human-Computer Interaction*, *28*(12), 827–837. https://doi.org/10.1080/10447318.2012.670086

van Dijk, J. (2020). *The digital divide*. John Wiley & Sons.

van Dijk, J. A. G. M.. (2005). *The deepening divide: Inequality in the information society*. Sage Publications, Thousand Oaks.

van Dijk, J. A. G. M. (2006). Digital divide research, achievements and shortcomings. *Poetics* 34 (4–5), 221–235. https://doi.org/10.1016/j.poetic.2006.05.004

Wang, B., Rau, P. L. P., & Yuan, T. (2022). Measuring user competence in using artificial intelligence: Validity and reliability of artificial intelligence literacy scale. *Behavior & Information Technology*, 1–14 https://doi.org/10.1080/0144929X.2022.2072768

Wang, W., & Siau, K. (2019). Artificial intelligence, machine learning, automation, robotics, future of work and future of humanity: A review and research agenda.

Journal of Database Management, *30*(1), 61–79. https://doi.org/10.4018/JDM.2019010104

Wendy Zhu, W., & Morosan, C. (2014). An empirical examination of guests' adoption of interactive mobile technologies in hotels: Revisiting cognitive absorption, playfulness, and security. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, *5*(1), 78-94. https://doi.org/10.1108/JHTT-09-2013-0029

Weng, J. (2004). Developmental robotics: Theory and experiments. *International Journal of Humanoid Robotics*, *1*(2), 199-236. https://www.researchgate.net/publication/220065694

Weng, J. (2006). Autonomous robot intelligence through developmental learning. I*EEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Part B (Cybernetics) , *36*(4), 715-728

Westland, J. C. (2015). *Structural equation models: Studies in systems decision and control.* Springer Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-12508-0

Wetzels, M., Odekerken-Schröder, G., & Van Oppen, C. (2009). Using PLS path modeling for assessing hierarchical construct models: Guidelines and empirical illustration. *Management Information System Quarterly*, 177-195.

Willinsky, J. (2017). *The new literacy: Redefining reading and writing in the schools*. Routledge.

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

Wu, S. Y., & Su, Y. S. (2021). Visual programming environments and computational thinking performance of fifth-and sixth-grade students. *Journal of Educational Computing Research*, *59*(6), 1075–1092. https://doi.org/10.1177/0735633120988807

Yadav, A., Hong, H., & Stephenson, C. (2016). Computational thinking for all: Pedagogical approaches to embedding a 21st century problem solving in K-12 classrooms. *Technology Trends*, 60, 565–568. https://doi.org/10.1007/s11528-016-0087-7

Yuan, Y. H., Liu, C. H., & Kuang, S. S. (2021). An innovative and interactive teaching model for cultivating talent's digital literacy in decision making, sustainability, and computational thinking. *Sustainability*, *13*(9), 5117. https://doi.org/10.3390/su13095117

Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education–where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, *16*(1), 1–27. https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0

پرتال جامع علوم انسانی

Studies in Learning & Instruction
Vol.16, No.2, 2025, Ser 87

Extended abstract

Modeling the Impact of Digital Divide on Artificial Intelligence Literacy with Mediation of Computational Thinking and Cognitive Absorption among Student-Teachers

Abbas Ramezani*, Masoumeh Sharifi**

Introduction: The rapid advancement of artificial intelligence (AI) has introduced new dimensions to the digital divide, creating an AI divide that affects access, benefits, and opportunities across different regions and socioeconomic groups. Artificial intelligence (AI) literacy is increasingly vital in today's world as it becomes an integral part of daily life and the workforce. It involves understanding how AI works, its capabilities, limitations, and ethical implications. AI literacy empowers individuals to critically evaluate AI outputs, ensuring informed decision-making and responsible use of AI technologies. In education, AI literacy is crucial for educators and students to leverage AI for improved learning outcomes and educational management. It also opens up new job opportunities and enhances professional skills, making it a differentiating skill for future leaders. Moreover, with the AI Act mandating AI literacy for organizations using AI systems, it is essential for compliance and ethical AI deployment. By developing AI literacy, individuals can navigate an AI-infused world effectively, ensuring they remain informed consumers and critical thinkers. Overall, AI literacy is not just about technical knowledge but also about understanding AI's societal and ethical implications, making it indispensable for personal and professional growth in the digital age. This study investigates the relationship between the digital divide and AI literacy, with a focus on the mediating roles of computational thinking and cognitive absorption among student-teachers. In today's technology-driven world, computational thinking (CT) and cognitive absorption are crucial skills that enhance an individual's ability to navigate complex digital environments effectively. Computational thinking involves problem-solving skills such as decomposition, pattern recognition, and algorithmic thinking, which are foundational for understanding and applying A) concepts. Cognitive absorption, on the other hand, refers to the

* Assistant Professor of Educational Management, Farhangian University, Tehran, Iran. (Corresponding Author) a.ramezani@cfu.ac.ir
** Department of English, Farhangian University, Zanjan, Iran. masoomehsharify1@gmail.com

degree to which an individual becomes engaged and immersed in a technological environment, which can significantly influence their learning and interaction with AI systems. CT skills are essential for breaking down complex problems into manageable parts, analyzing data, and developing solutions. This skillset is vital for educators and students alike, as it enhances their ability to integrate AI tools into educational settings. Studies have shown that computational thinking is a significant predictor of AI literacy, meaning that individuals with strong CT skills tend to have better understanding and application of AI concepts. In an era where AI and machine learning are rapidly evolving, CT skills enable individuals to adapt quickly to new technologies and innovations.

Method: This study employed a descriptive-correlational method, collecting data from a sample of 946 student-teachers at the Farhangian University of Zanjan using various scales (AI literacy skill, Computational Thinking, Cognitive absorption, and Information and Communication Technology Access Scale) and the census method. Data analysis was conducted using PLS-4 and SPSS-27 software.

Results: The study reveals that computational thinking is a significant factor in enhancing AI literacy. It indicated the pivotal role of CT in enhancing artificial intelligence AI literacy. Computational thinking, a problem-solving approach that involves decomposition, pattern recognition, and algorithmic thinking, is crucial for understanding and effectively using AI technologies. By fostering CT skills, individuals can better comprehend AI concepts, critically evaluate AI outputs, and apply AI solutions to real-world problems. It also shows that access to information and communication technologies (ICTs) facilitates better use of AI by individuals. Furthermore, having more motivation and skills to use AI technologies leads to a more positive experience. Notably, the findings indicate an indirect relationship between the digital divide and AI literacy, mediated by computational thinking and cognitive absorption. This suggests that these mediating factors play an additive role in bridging the gap between the digital divide and AI literacy. The results highlight the importance of promoting computational thinking and cognitive absorption to improve AI literacy among student-teachers. They also underscore the need for equitable access to ICTs to ensure that individuals can effectively engage with AI technologies. Ensuring equitable access to information and communication technologies (ICTs) is crucial for individuals to effectively engage with artificial intelligence (AI) technologies. This access is not merely a technological issue but also deeply intertwined with socio-economic factors, such as income and geographic location, which can exacerbate the digital divide.

Discussion and Conclusion: The digital divide refers to the unequal access to digital technologies, including computers, smartphones, and the internet, among different demographic groups and regions. This gap is not just about physical access but also encompasses differences in digital literacy and the ability to effectively use these technologies. The digital divide is multifaceted, involving disparities in access (first-level digital divide) and usage (second-level digital

divide) of ICTs. It affects various socioeconomic groups within countries and between developed and developing nations, exacerbating existing social inequalities and creating a persistent information gap between those with access ("haves") and those without ("have-nots"). Factors contributing to the digital divide include affordability, availability of technology, geographic location, and education level. For instance, rural areas often have limited internet access compared to urban regions, while lower-income households may struggle to afford modern devices and internet services. Addressing the digital divide requires comprehensive strategies, such as investing in infrastructure, promoting digital literacy, and implementing policies to ensure equitable access to technology. Closing this gap is crucial for ensuring that all individuals can participate fully in the digital economy and benefit from its opportunities. This study contributes to understanding how educational interventions can address the AI divide by focusing on these mediating factors, ultimately enhancing digital equity and inclusivity in the educational sector. In conclusion, this study provides insights into how computational thinking and cognitive absorption mediate the digital divide and AI literacy relationship. It emphasizes the need for targeted educational strategies to enhance AI literacy and reduce the digital divide, ensuring that future educators are equipped to navigate and leverage AI technologies effectively. By addressing these challenges, educational institutions can foster a more inclusive and digitally literate community.

Keywords: Digital Divide, Computational Thinking, Cognitive Absorption, Artificial Intelligence Literacy, Information and Communication Technology

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی