



طراحی مدل توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی در دانش آموزان - رویکرد فراترکیب نظریه ساز

فرزانه دیمه کار حقیقی^۱، علیرضا حیدری^۲، پریسا یزدان دوست^۳، بهاره خیاطی^۴

چکیده

هدف کلی از این پژوهش، ارائه مدل توسعه سواد علم داده با استفاده از هوش مصنوعی در دانش آموزان مبتنی بر پیشایندها، فرایندها و پیامدها با رویکرد سنتز پژوهی و روش فراترکیب نظریه ساز بود. بر این اساس، واژه های کلیدی مانند «علم داده»، «سواد علم داده»، «سواد داده»، «هوش مصنوعی»، «هوش ماشینی»، «پشتیبانی هوشمند» و «واقعیت مجازی» در مطالعات مرتبط با موضوع در پایگاه های داده لاتین مانند Wiley، نورمگز و SID، شناسایی و پس از ارزیابی و غربالگری مقالات و پایان نامه ها، نهایتاً تعداد ۷۷ مقاله برای استفاده در پژوهش انتخاب و مورد تحلیل قرار گرفتند. شیوه تحلیل داده ها بر مبنای نظریه داده بنیاد و شامل کدگذاری باز، محوری و انتخابی بود. یافته های پژوهش نشان داد که پیشایندهای توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی در دانش آموزان در سه کد محوری چارچوب های نظری و راهبردی برنامه درسی، شایستگی های معلم، و شایستگی های دانش آموزان و ۵۹ کد باز دسته بندی می شوند. فرآیند توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی در دانش آموزان نیز در هشت کد محوری از طریق ۱۳ کد باز (ابزارها و پلتفرم های دیجیتال) پشتیبانی می گردند، همچنین پیامدهای توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی در دانش آموزان در سه کد محوری پیامدهای تحصیلی، فرامعرفی و عاطفی، و اجتماعی (شهروندی و اخلاق) دسته بندی می گردند که در پانزده کد باز گسترش یافته اند. نتایج بیانگر آن است که توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی دانش آموزان را برای مشارکت آگاهانه و مسئولانه در جامعه داده محور توانمند به

^۱ دکتری مطالعات برنامه درسی، دانشکده علوم تربیتی و روانشناسی، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران (نویسنده مسئول)

farzanedeimehkarhaghghi@gmail.com

^۲ کارشناسی ارشد برنامه ریزی درسی، دانشکده علوم تربیتی و روانشناسی، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

alirezaheydari007@gmail.com

^۳ دانشجوی کارشناسی ارشد مدیریت آموزشی، دانشکده علوم تربیتی و روانشناسی، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

p.yazdandoust@gmail.com

^۴ کارشناسی ارشد برنامه ریزی درسی، دانشکده علوم تربیتی و روانشناسی، دانشگاه شیراز، شیراز، ایران

baharch.khayati402@gmail.com

طوری که ضرورت طراحی برنامه‌های درسی داده‌محور و حمایت از توسعه حرفه‌ای معلمان برای تحقق سواد
علم داده مورد تاکید قرار می‌گیرد.
کلیدواژه‌ها: سواد علم داده، هوش مصنوعی، دانش آموزان

زودایند ویراستاری نشده (نشریه بازیابی دانش و نظام‌های معنایی)

مقدمه

هم‌گرایی انفجار گونه داده‌ها با قدرت فزاینده هوش مصنوعی، وعده یک تحول بنیادین در تمام جنبه‌های زندگی بشر، از اکتشافات علمی تا تصمیمات روزمره را می‌دهد. با این حال، تحقق این وعده و توزیع عادلانه منافع آن، به هیچ وجه امری خودکار نیست. بزرگترین خطر در این گذار تاریخی، فروکاستن این انقلاب به یک پدیده صرفاً فنی و تمرکز انحصاری بر تربیت متخصصان است. چنین رویکردی، جامعه را به دو گروه تقسیم می‌کند: اقلیتی که فناوری را می‌سازند و اکثریتی که به شکلی منفعل و آسیب‌پذیر، مصرف‌کننده آن هستند. برای جلوگیری از این شکاف عمیق و برای توانمندسازی جامعه جهت مشارکت فعال، انتقادی و مسئولانه در این اکوسیستم جدید، برداشتن یک گام مفهومی به عقب ضروری است و لذا باید میان نقش «متخصص» و «صلاحیت‌شهروند» تمایز قائل شد. این امر دقیقاً همان تمایز حیاتی میان علم داده¹ و سواد داده² است. اولی، یک حوزه تخصصی برای استخراج دانش از داده‌های پیچیده با ابزارهای محاسباتی است (Ahlborn et al., 2021; Verständig, 2020)؛ در حالی که دومی، یک شایستگی بنیادین و همگانی برای خواندن، پرسشگری و تحلیل انتقادی داده در زندگی روزمره می‌باشد (Kong et al., 2023; Li et al., 2021).

این تمایز، زمانی که هوش مصنوعی وارد معادله می‌شود، اهمیتی حیاتی می‌یابد. از آنجایی که الگوریتم‌های هوش مصنوعی بر پایه داده‌هایی که متخصصان علم داده فراهم می‌کنند، آموزش دیده و عمل می‌کنند، «سواد داده» به پیش‌نیاز ضروری برای ارزیابی انتقادی و استفاده مسئولانه از این فناوری‌ها تبدیل می‌شود. این رابطه، با ظهور ابزارهای هوش مصنوعی مولد³، وارد یک چرخه هم‌افزایی پویا شده است. چرا که این فناوری‌ها، ضمن اینکه خود محصول علم مبتنی بر داده⁴ هستند (Tansley & Tolle, 2009)، به ابزارهایی قدرتمند

¹ Data Science

² Data Literacy

³ GenAI

⁴ Data-driven Science

برای پرورش همان سواد داده بدل شده‌اند. به عنوان مثال، ابزارهای تعاملی مانند GenAI Teachable Machine، با فراهم آوردن یادگیری شخصی‌سازی شده، به دانش‌آموزان کمک می‌کنند تا مفاهیم انتزاعی مانند سوگیری الگوریتمی و شفافیت را به صورت عملی تجربه کرده و «عاملیت داده» خود را تقویت کنند (Hazzan, 2025; Tedre & Vartiainen, 2025). بنابراین، یک رابطه دوسویه شکل گرفته است: سواد داده پیش‌نیاز درک هوش مصنوعی است و هوش مصنوعی خود به بستری برای تعمیق این سواد تبدیل شده است.

از سوی دیگر، نظام آموزش مدرسه‌ای به عنوان اصلی‌ترین بستر نهادی، نقشی تعیین‌کننده در پیشگیری از تعمیق شکاف اجتماعی یادشده و نیز در تحقق ظرفیت‌های دموکراتیک ناشی از انقلاب داده ایفا می‌کند. در این نظام، دانش‌آموزان نه به عنوان گیرندگان منفعل اطلاعات، بلکه به عنوان بازیگران اصلی و شهروندان آینده در مرکز توجه قرار دارند. از این رو، توسعه سواد داده در آن‌ها نه یک تمرین آکادمیک، بلکه یک مأموریت ضروری برای توانمندسازی‌شان جهت مشارکت فعال، آگاهانه و نقادانه در جامعه دیجیتال است (Ridgway et al., 2022; Schüller, 2022). در نتیجه، این آموزش باید از سنین پایین آغاز شود و به صورت کاربردی و بین‌رشته‌ای در برنامه درسی ابتدایی و متوسطه ادغام گردد تا نسل آینده را به توانایی جمع‌آوری، مدیریت، تحلیل و کاربرد داده‌ها در محیط‌های پیچیده واقعی، از جمله تعاملاتشان با فناوری‌های هوش مصنوعی، مجهز سازد (Leavy et al., 2018; Matthews, 2016).

با این حال، یک شکاف عمیق میان این ضرورت استراتژیک و واقعیت اجرایی در مدارس به چشم می‌خورد. این چالش‌ها فراتر از کلی‌گویی‌هایی چون «شکاف تئوری و عمل» بوده و ریشه در موانع ساختاری، پداگوژیک، عملی و اخلاقی مشخصی دارند. به عنوان نمونه در سطح ساختاری، برنامه درسی موجود که «بیش از حد شلوغ» توصیف شده، در برابر محتوای جدید مقاومت می‌کند (OECD, 2020). در نتیجه، مباحث حیاتی سواد داده به دلیل

ضریب پایین در آزمون‌های استاندارد، مانند GCSE انگلستان، توسط معلمان و دانش‌آموزان به حاشیه رانده می‌شود (Royal Society, 2023). این فشار مستقیماً به معلمان منتقل می‌شود که نه تنها با منحنی یادگیری تند ابزارهای جدید مانند زبان R دست و پنجه نرم می‌کنند (Gould et al., 2016)، بلکه فاقد دانش تلفیقی (TPACK) برای ترکیب محتوای فنی با روش‌های تدریس مؤثر هستند (Stump et al., 2025). این کمبود دانش یادگوزیک به خطاهای جدی منجر می‌شود؛ چنانکه در یک مطالعه، یک‌سوم معلمان در تفسیر نمودارهای تخصصی دچار اشتباه شدند (Filderman et al., 2021). در سطح عمل در کلاس درس، این موانع به صورت جداگانه عمل نمی‌کنند، بلکه به هم مرتبط هستند و در مجموع نوعی زنجیره از ناکامی را برای دانش‌آموزان ایجاد می‌کنند. نخستین چالش این است، دانش‌آموزانی که وارد این فرایند شده، به تدریج متوجه می‌شوند که برخلاف انتظارشان، بخش زیادی از کار با داده‌ها صرف فعالیت‌های زمان‌بر و خسته‌کننده، مانند مرتب‌سازی و اصلاح داده‌های ناقص، می‌شود و نه فعالیت‌های جذاب و اکتشافی؛ موضوعی که می‌تواند باعث کاهش انگیزه و دل‌سردی آن‌ها شود (Gould et al., 2016). علاوه بر این، حتی در فعالیت‌های گروهی نیز برخی مشکلات فنی، مانند از بین رفتن ناگهانی فایل‌ها در فضاهای ابری، یا رواج کپی‌برداری از کار دیگران در کلاس‌های کامپیوتر، موجب می‌شود یادگیری واقعی و مشارکت فعال کاهش یابد و کار گروهی به فعالیتی سطحی و صرفاً مکانیکی تبدیل شود (Gould et al., 2019; IDSSP, 2016).

شاید نگران‌کننده‌تر از همه، چالش‌های اخلاقی نوظهور باشد. سیستم‌های هوش مصنوعی که برای پیش‌بینی ترک تحصیل طراحی شده‌اند، به دلیل سوگیری در داده‌های آموزشی، به طور سیستماتیک دانش‌آموزان رنگین‌پوست را «پرخطر» شناسایی کرده (Yin et al., 2024) و ابزارهای تصحیح خودکار، دانش‌آموزان با لهجه‌های غیربومی را جریمه می‌کنند (Yin et al., 2024). این مسائل، اعتماد دانش‌آموزان به عدالت فناوری را از بین می‌برد.

بنابراین، آشکار است که شکاف عمیقی میان پتانسیل تحول‌آفرین سواد داده و واقعیت اجرایی در نظام آموزشی وجود دارد. این شکاف خود را در دو سطح موازی و به هم پیوسته نشان می‌دهد: از یک سو، در سطح عملی، موانع ساختاری، پداگوژیک و اخلاقی، یک بحران جدی را در کلاس‌های درس رقم زده‌اند. از سوی دیگر، در سطح نظری، پرسش‌های بنیادینی همچنان بی‌پاسخ مانده‌اند؛ از جمله اینکه چگونه می‌توان میان «آموزش با هوش مصنوعی» (به عنوان ابزار) و «آموزش درباره هوش مصنوعی» (به عنوان محتوا) تعادلی مؤثر برقرار کرد (Geroldinger, 2025).

این هم‌زمانی چالش‌های عملی و ابهامات نظری، ضرورت تدوین یک چارچوب جامع را آشکار می‌سازد. در چنین شرایطی، توسعه یک الگوی یکپارچه، پاسخی علمی و عملی به این خلأها بوده و می‌تواند به ارتقای کیفیت یادگیری داده‌محور، تصمیم‌گیری اخلاقی و تربیت شهروندان آگاه در عصر دیجیتال کمک شایانی نماید. بر این اساس، هدف این پژوهش طراحی مدل توسعه سواد علم داده دانش‌آموزان، از طریق هوش مصنوعی است. در این مدل هدف آن است که پیشایندهای لازم برای آموزش سواد علم داده، فرایندهای آموزشی و ابزارهای ویژه هوش مصنوعی و پیامدهای این توسعه برای دانش‌آموز و معلم و مدرسه و ... مورد واکاوی قرار گیرد.

پیشینه پژوهش

ادبیات پژوهش در حوزه آموزش سواد داده، جریانات اصلی و در عین حال، خلأهای قابل توجهی را آشکار می‌سازد. یک جریان غالب، بر اهمیت و روش‌های آموزش سواد داده به دانش‌آموزان متمرکز است. پژوهشگران نشان داده‌اند که برای شکل‌گیری توانایی تحلیل داده و تصمیم‌گیری آگاهانه (Schreiter et al, 2023)، این آموزش باید از سنین پایین و با رویکردهای فعال مانند یادگیری پروژه‌محور (Huang et al, ۲۰۲۳) و استفاده از داده‌های واقعی صورت گیرد (Friedrich et al., 2024; Witte et al., 2023). با این حال، تحلیل انتقادی این جریان نشان می‌دهد که اغلب این مطالعات بر «چه» و «چگونه»ی

آموزش تمرکز کرده و به این پرسش بنیادین که «چه کسی» باید این آموزش را ارائه دهد و با چه صلاحیت‌هایی، کمتر پرداخته‌اند.

جریان پژوهشی دوم، دقیقاً برای پاسخ به همین نقد شکل گرفته و بر نقش محوری معلم تمرکز می‌کند. این مطالعات بر لزوم توسعه حرفه‌ای معلمان، اغلب با استفاده از چارچوب TPACK، برای افزایش خودکارآمدی و مهارت‌هایشان در کلاس‌های فناوری‌محور تأکید دارند (Msweli et al., 2023; Demirci et al., 2025; Hazzan & Mike, 2023; Cui & Zhang, 2022). همچنین برخی از پژوهش‌ها عوامل مختلفی مانند تجربه، سن و مدرک تحصیلی معلمان را نیز بر توانمندی آن‌ها در ادغام فناوری و سواد داده‌ای تأثیرگذار دانسته‌اند (Gregorio et al., 2024; Schreiter et al., 2023). اما این جریان نیز محدودیت‌های خود را دارد. این پژوهش‌ها تمایل دارند معلم را به عنوان یک عامل منفرد در نظر بگیرند و اغلب، تأثیر عوامل زمینه‌ای مانند فرهنگ سازمانی مدرسه، حمایت مدیریت، و زیرساخت‌های موجود را که موفقیت معلم به شدت به آن‌ها وابسته است، نادیده می‌گیرند.

جریان سوم، به نقش فزاینده فناوری و به ویژه هوش مصنوعی به عنوان ابزاری برای تحول در آموزش می‌پردازد. این پژوهش‌ها پتانسیل ابزارهای GenAI و داشبوردهای تعاملی را برای شخصی‌سازی یادگیری و درگیر کردن دانش‌آموزان ضروری قلمداد می‌نمایند (Nasharuddin et al., 2024; Maksimenkova et al., 2020). با این حال، یک نگاه انتقادی نشان می‌دهد که در این حوزه، اغلب یک رویکرد فناوری-محور حاکم است. فناوری به عنوان یک راه‌حل جادویی معرفی می‌شود، بدون آنکه ارتباط آن با اهداف پداگوژیک به وضوح مشخص شود. همانطور که برخی محققان اشاره کرده‌اند، شکاف بزرگی میان "یادگیری استفاده از یک ابزار" و "توانایی انتقال آن به یک عمل آموزشی معنادار" وجود دارد (Memarian & Doleck, 2023).

در نهایت، جریان چهارم به ارزیابی نتایج و پیامدهای این آموزش‌ها می‌پردازد. این مطالعات عموماً بر سنجش مهارت‌های شناختی و فنی دانش‌آموزان در سطح دانشگاهی یا رشته‌های STEM متمرکز بوده‌اند (Avila-Garzon & Bacca-Acosta, 2023; Velaj et al., 2023).

al., 2023; Qiao et al., 2023). ضعف اصلی این جریان، نگاه محدود و کوتاه مدت آن است. پیامدهای بلندمدت‌تری مانند شکل‌گیری "شهروندی داده‌محور"، تقویت "عاملیت اخلاقی" دانش‌آموزان، و تأثیر این آموزش‌ها بر کل اکوسیستم مدرسه، عمدتاً مغفول مانده است.

مرور تحلیلی این جریانات پژوهشی، یک نتیجه‌گیری کلیدی را آشکار می‌سازد: ادبیات موجود، با وجود دستاوردهای قابل توجه در هر حوزه، تصویری غنی اما شدیداً قطعه‌قطعه از اکوسیستم آموزش سواد داده ارائه می‌دهد. هر جریان، به درستی یک جزء از پازل (دانش‌آموز، معلم، ابزار، یا نتیجه) را روشن کرده، اما یک نظریه جامع که تعاملات پویا و روابط متقابل بین این اجزا را تبیین کند، همچنان غایب است. به طور مشخص، شکاف اصلی در فقدان یک مدل مفهومی یکپارچه نهفته است لذا این خلاء یکپارچگی نقطه عزیمت اصلی برای پژوهش حاضر محسوب می‌شود.

روش

در این پژوهش برای جمع‌آوری اطلاعات، داده‌ها و توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی در دانش‌آموزان از مدل هفت مرحله‌ای فینفگلد-کانت^۱ (۲۰۱۸) استفاده شد. در این مدل، ابتدا هدف و پرسش‌های پژوهش تدوین می‌شود که شامل طراحی مدلی برای تبیین پیشایندها، فرایندها، و پیامدهای توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی در دانش‌آموزان است. در گام دوم و سوم مرور ادبیات به شکل نظام‌مند بر اساس جدول شماره ۱ و جستجو در پایگاه‌های مختلف فارسی و لاتین و کلید واژه‌های مرتبط و هدایت‌کننده صورت گرفت. سپس تمامی پژوهش‌ها بر اساس ارتباط عنوان مقاله با واژه‌های کلیدی در یک فایل صفحه گسترده جمع‌آوری شدند.

جدول شماره ۱. کوثری‌های جستجو و راهبردهای گزارش‌دهی

Research Domain	Key Concepts and Search Terms	Databases Searched
Data Science Literacy	"Data Science" OR "Data Science Literacy", "data literacy" علم داده، سواد علم داده، سواد داده	EBSCO, Scopus, ProQuest, Springer Link, IEEE Xplore, ACM Digital
AND		

¹ Finfgeld-Connett

AI	"artificial intelligence" OR "machine intelligence" OR "intelligent support" OR "intelligent virtual reality" OR "chat bot*" OR "machine learning" OR "automated tutor" OR "personal tutor*" OR "intelligent agent*" OR "expert system" OR "neural network" OR "natural language processing" OR "intelligent tutor*" OR "adaptive learning system*" OR "adaptive educational system*" OR "adaptive testing" OR "decision trees" OR "clustering" OR "logistic regression" OR "adaptive system*"	Library, Science Direct, ERIC/ مگیران، نورمگز و SID
واقعیّت مجازی		
AND		
Education sector	"Education" OR "General Education" OR "Pedagogy" OR "Elementary Education" OR "Secondary Education"	آموزش و پرورش "یا" آموزش عمومی "یا" "پداگوژی" یا "دوره ابتدایی" یا "دوره متوسطه"
AND		
Review	"Systematic review" OR "scoping review" OR "narrative review" OR "meta-analysis" OR "evidence synthesis" OR "meta-review" OR "evidence map" OR "rapid review" OR "umbrella review" OR "qualitative synthesis"	مروری دامنه ای "یا" مروری روایی "یا" "فرا-تحلیل" یا "ترکیب شواهد" یا "فرا-مرور" یا "تقشه شواهد" یا "مروری سریع" یا "مروری چتر" یا "ترکیب کیفی"

بر این اساس، ابتدا تعدادی از عناوین مقاله برای انتخاب مطالعات مرتبط در این زمینه در نظر گرفته شد. سپس، مقالاتی که به طور خاص حداقل به یکی از مولفه‌های علم داده و سواد علم داده و هوش مصنوعی پرداخته بودند، انتخاب شدند و در نهایت، چکیده مقالات منتخب مورد بررسی قرار گرفت. در مجموع مطالعات کیفی، ترکیبی و خاکستری ۱۶۷ مقاله و پایان نامه شناسایی شدند. شایان ذکر است که یک متخصص حوزه برنامه درسی و یک متخصص حوزه سنتز پژوهی اعتبار روش‌های طبقه‌بندی مقالات را ارزیابی کردند. معیار ورود یک منبع

به فهرست مطالعات تحت بررسی اولاً محدوده زمانی منبع بین ۲۰۱۵ الی ۲۰۲۵ و ثانیاً اعتبار پایگاه اطلاعاتی بود که منبع از آن استخراج شده بود. با رویکرد غربالگری، ابتدا چکیده‌ها، سپس متن اصلی مقالات بررسی شدند و پس از حذف مقالات نامرتب نه‌ایتاً ۷۷ مقاله انگلیسی برای تحلیل و استخراج مولفه‌های مرتبط انتخاب شدند. در گام چهارم معیارهایی برای قرار دادن مطالعات در فرایند تحلیل و یا خارج کردن این مطالعات از این فرایند مشخص شد.

جدول ۲. معیارهای ورود و خروج

معیارهای خروج	معیارهای ورود
تدریس هوش مصنوعی به عنوان یک موضوع/درس	تمرکز بر کاربرد هوش مصنوعی در آموزش سواد
ویرایش‌ها، مقالات مفهومی/نظری، مقدمه‌ها، فصول	علم داده
کتاب و مرور	مطالعات تجربی/مبتنی بر شواهد
مقالات کنفرانس، ارائه‌ها/چکیده‌ها	مقالات داوری شده در مجلات
منتشر شده به زبان‌های دیگر	منتشر شده به زبان انگلیسی
منتشر شده قبل از ۲۰۱۵	منتشر شده در طول سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۵

در مرحله استخراج اطلاعات پژوهشگر با مطالعه چندین باره مقالات منتخب و نهایی شده به دنبال دستیابی به مضامین و مفاهیم درون محتواهایی ضمنی هر پژوهش بود. مقاله‌ها بر اساس مرجع مربوط به هر مقاله شامل نام و نام خانوادگی محقق یا محققان، سال انتشار و یافته‌های آن دسته‌بندی شدند. مطالب هدفمند از مباحث کیفی استخراج شدند. در گام پنجم پژوهشگر به جستجوی موضوعاتی پرداخت که در میان مطالعات موجود در فراترکیب شناسایی شده‌اند و به محض شناسایی و مشخص شدن موضوع، پژوهشگر دسته‌بندی جدید خود را ارائه داد که موضوع را به بهترین شکل توصیف می‌نمودند. در گام ششم محقق به دنبال بررسی این است که «آیا یافته‌های مرتبط با توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی دارای اعتبار مناسب هستند؟» و با بازگشتن به گام‌های پیش به دنبال اطمینان پیدا کردن از یافته‌های خود بر می‌آید. پس از تحلیل داده‌های کیفی و استخراج مؤلفه‌های «مدل توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی»، در قالب کدهای باز، کدهای محوری و گزینشی مدل متناسب با

آن طراحی شدند. همچنین برای اعتباریابی داده‌ها از چهار نوع روش اعتباریابی توصیفی: شناسایی تمامی گزارش‌های مرتبط و تشخیص مشخصه‌های هر گزارش؛ تفسیری: ارائه‌ی تمام و کمال ادراک و نقطه نظرات محققان از گزارش‌ها؛ نظری: اعتبار روش‌هایی که فراتر کتب به منظور یکپارچه‌سازی و تفسیر یافته‌های پژوهشی توسعه داده و به کار می‌برد و پراگماتیک: به معنای سودمندی، قابلیت انتقال دانش، کاربردی بودن و مناسب بودن روش - شناسایی فراتر کتب استفاده شد. در این پژوهش برای تجزیه و تحلیل داده‌ها از تکنیک تحلیل محتوای کیفی استفاده شد.

یافته‌ها

در این پژوهش، با تحلیل داده‌ها به روش کدگذاری، پیشایندهای، فرآیند و پیامدهای توسعه‌ی سواد علم داده با استفاده از هوش مصنوعی در دانش آموزان بیان می‌گردد. لازم به ذکر است با توجه به محدودیت صفحات، در جدول تنها دو منبع جدید آورده شده اند، اما جدول کامل با منابع جهت استفاده پژوهشگران در دسترس خواهد بود.

سوال ۱. پیشایندهای توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی در دانش آموزان چیستند؟ در بخش پیشایندها، ۵۹ کد باز در قالب ۱۴ کد محوری سطح ۱ و ۴ کد محوری سطح ۲ و سه کد محوری سطح ۳ طبقه بندی شدند.

جدول شماره ۳. پیشایندهای توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی در دانش آموزان

کد محوری ۳	کد محوری ۲	کد محوری ۱	کد باز	نمونه شواهد
چارچوب نظری و راهبردی برنامه درسی	-	بنیان‌های فلسفی و پارادایمی	تقویت ارزش‌های بنیادین و رویکردهای فراگیر در آموزش داده‌محور	Gal (2025), Verständig et al (2025)
			توسعه نگرش کل‌نگر و فلسفه داده‌محور	Schönbrodt & Podworny (2025), UNESCO (2024), Schüller (2022), GAISE II (2021)

Gaertig-Daugs & Schmid (2025), Schönbrodt & Podworny (2025), Chiu (2025)	اولویت‌دهی استراتژیک به سواد علم داده و هوش مصنوعی از K-5			
Geroldinger (2025), Miller & Wilkerson (2025), Banaz & Demirel (2024)	توسعه چارچوب‌ها و استانداردهای آموزش سواد علم داده	چارچوب‌های دانشی و شایستگی‌های یادگیری	-	
Zhou et al. (2025), Chiu (2025),	توسعه مفاهیم پایه، اصول و کاربردهای هوش مصنوعی در محیط‌های آموزشی			
Witte et al (2025), Chiu (2025), Chiu et al. (2024),	توسعه تفکر داده‌محور و مهارت‌های تحلیلی - انتقادی			
Zhou et al. (2025), Chiu (2025), Friedrich et al. (2024),	توسعه بین‌رشته‌ای پیش‌زمینه‌های STEM با سواد علم داده و هوش مصنوعی			
Chiu (2025), OECD (2025), Huber et al (2025), Nasharuddin et al. (2024)	توسعه سیاست‌های اخلاقی و مسئولیت اجتماعی در کاربرد AI			
Kölling (2025), Gaertig-Daugs & Schmid (2025), Geroldinger (2025), Huang et al. (2025), Nasharuddin et al. (2024)	آموزش و توسعه حرفه‌ای معلمان برای سواد داده و AI	الزامات فناورانه، سازمانی و یادگیری	-	
van Kessel et al. (2025), Ministry of National Education (2025), Friedrich (2024)	توسعه اکوسیستم فناوری دیجیتال مانند ابزارها، پلتفرم‌ها، و زیرساخت‌های آنلاین			
Kessel et al. (2025), Ministry of National Education (2025),	توسعه زیرساخت‌های سخت‌افزاری و			

Banaz & Demirel (2024)	حمایت‌های مدیریتی برای کلاس‌های داده‌محور			
Gibson et al. (2023), Parveen et al. (2024)	ایجاد محیط‌ها و محفل های یادگیری مشارکتی			
Gebre (2022), Pangrazio & Selwyn (2019)	درک مفهومی از «داده»، اطلاعات، دانش و نقش داده در تصمیم‌گیری			
Sander (2020), Bowler et al. (2020), Carmi et al. (2020)	آشنایی با چرخه کامل داده و روش‌های آماری پایه			
Msweli (2023), Wu et al. (2023)	درک مفهومی از مدل‌سازی آماری، الگوریتم‌های یادگیری ماشین، و فرآیندهای دستکاری داده			
Bekiaridis & Atwell (2024), Gebre (2022)	آشنایی نظری با اصول انتخاب نمودار، طراحی داشبورد و روایت داده‌ها	دانش محتوایی	دانش داده	شایستگی‌های سه گانه معلم
Wu et al. (2023)	درک مفهومی از استدلال احتمالی، تفسیر نتایج و نقد داده‌ها			
Schneegans (2021), OECD (2019)	آگاهی از حریم خصوصی، شفافیت، سوگیری و اخلاق استفاده از داده			
Cui & Zhang (2022), Velaj et al. (2023)	آشنایی با انواع داده‌های آموزشی و شناخت منبع و ویژگی‌های آنها			
Gebre (2022), Bowler et al. (2020)	درک مراحل جمع‌آوری، سازماندهی، ذخیره‌سازی،			

	و مدیریت داده‌های مدرسه‌ای و یادگیری			
Kessel et al. (2025), De Veaux et al. (2022)	فهم چگونگی پردازش داده‌ها، انتخاب شاخص‌ها و تفسیر نتایج آموزشی			
Schneegans (2021), OECD (2019),	شناخت مفاهیم دقت، جامعیت، اعتبار و سوگیری داده‌ها در زمینه آموزشی			
Andre et al. (2022), Dierker et al. (2017)	توانایی شناسایی داده‌های مرتبط با مسائل واقعی آموزشی و استفاده از داده‌ها در تصمیم‌گیری آموزشی مبتنی بر شواهد			
Cui & Zhang (2022), Velaj et al. (2022),	شناخت نقش داده در علوم دیگر و پیوند آن با سواد داده‌ای			
Kessel et al. (2025), Zhou et al. (2025)	درک آگاهانه و انتقادی از نقش هوش مصنوعی در آموزش			
Zhou et al. (2025), Gregorio et al. (2024)	شناخت اصول اخلاقیت و مسئولیت در تولید محتوای AI محور			
OECD (2025), Chiu et al. (2024)	فهم سازوکار و نظارت تحلیلی بر عملکرد AI در آموزش			
OECD (2025), Zhou et al. (2025)	درک مبانی طراحی آگاهانه و اخلاقی سامانه‌های AI			

زودایند ویراستاری

نشر نشده (نشر)

دانش فناوریانه

نظام‌های معنایی

Kessel et al. (2025), Msweli et al. (2023)	آشنایی با رویکردهای یادگیری فعال مانند پروژه محور، کارآموزی شناختی و یادگیری تحقیقی	دانش تربیتی		
Bornn et al. (2022), Cakiroglu & Güler (2021)	آگاهی از طراحی آموزشی تعاملی، رقابتی و مبتنی بر بازی			
Memarian & Doleck (2024), Cetinkaya-Rundel & Ellison (2021)	آگاهی از دانش مربیگری و تسهیل‌گری یادگیری			
Friedrich et al. (2024), Giamellaro et al. (2020)	شناخت اصول، رویکردها و مزایای ارتباطات بین‌رشته‌ای و اشتراک دانش			
Doukakis et al. (2021), Koh & Chai (2016)	طراحی درس‌های داده‌محور برای حل مسئله	مهارت‌های فناورانه معلمی	مهارت‌های علم داده	
Bornn et al. (2022), Donoghue et al. (2021),	اتصال آموزش به موقعیت‌های واقعی			
Msweli et al. (2023), Bekiaridis & Atwell (2024)	توسعه تجربه‌های یادگیری شخصی‌سازی شده			
Gebre (2022), Gould (2017)	ارائه و نمایش شفاف داده‌های آموزشی			
OECD (2025), Zhou et al. (2025),	تولید محتوا و فعالیت‌های شخصی‌سازی شده با AI			
Doukakis et al. (2021), Koh & Chai (2016)	مدیریت و نظارت بر فرآیندهای AI در کلاس			
Kessel et al. (2025), Schüller (2022)	ادغام AI برای تصمیم‌گیری آموزشی مبتنی بر داده			

Bonnell et al. (2022), Christozov et al. (2019)	ارزیابی تحلیلی و انتقادی خروجی‌های AI در داده های آموزشی			
Sickler et al (2021), Cui et al (2023)	ایجاد Rubrics، ارزیابی فعالیت‌ها، ارائه بازخورد مستمر			
van Leeuwen et al. (2021), Alevan et al. (2017)	درک پویایی‌های گروهی و رفتار فردی دانش‌آموزان			
Bonnell et al. (2022), Christozov et al. (2019)	مهارت‌های پژوهشی و حل مسئله در دنیای واقعی	مهارت‌های نرم		
Gregorio et al. (2024), Bekiaridis & Atwell (2024),	مهارت‌های همکاری و مدیریت تیمی در محیط‌های آموزشی دیجیتال			
Msweli et al. (2023), Mikroyannidis et al. (2018)	تعهد به توسعه حرفه‌ای مستمر (OPD)	تعهد به توسعه حرفه‌ای و سازگاری		
Msweli et al. (2023), Mikroyannidis et al. (2018)	چابکی برای تنظیم مواد آموزشی متناسب با گروه‌های متنوع دانش‌آموزان			
Schneegans (2021), Mandinach & Jimerson (2021)	حساسیت به امنیت داده‌ها و حفاظت از اطلاعات		نگرش به علم داده	
Mandinach & Jimerson (2021), OECD (2019),	تصمیم‌گیری اخلاقی در جمع‌آوری و استفاده از داده‌ها	موضع اخلاقی		
Mandinach & Jimerson (2021), OECD (2019)	حساسیت به حریم خصوصی دانش‌آموزان و حقوق مالکیت داده‌ها			

Umugiraneza et al. (2022), Rowe et al. (2020)	نگرش مثبت/منفی نسبت به آموزش آماری و SL/DL	باورهای مثبت			
Umugiraneza et al. (2022), Rowe et al. (2020)	اعتماد به نفس معلم در آموزش SL/DL				
Umugiraneza et al. (2022), Rowe et al. (2020)	مدیریت اضطراب و خودکارآمدی				
Cui & Zhang (2022), Agustini et al. (2019)	نگرش‌های مثبت و اعتماد به نفس در پذیرش فناوری برای تدریس				
Friedrich (2024), Burrill & Pfannkuch (2024)	آشنایی و تسلط بر مفاهیم پایه‌ی داده، آمار، منطق و حوزه‌های STEM	دانش پایه فناوری	-	شایستگی‌های دانش‌آموزان	
Memarian & Doleck (2024), Carmi et al. (2020)	شناخت ابزارهای دیجیتال، سواد رایانه‌ای و آشنایی با محیط‌های داده				
Schönbrodt & Podworny (2025), Wolff (2016)	توانایی تعامل، گفت‌وگو و پرسشگری با سامانه‌های هوش مصنوعی	مهارت‌ها	-		
Getenet (2024), Schmidt (2021)	توانایی همکاری، تفکر نقاد و حل مسئله در محیط‌های داده‌محور	شایستگی‌های اجتماعی-نگرشی	-		
Getenet (2024), Friedrich et al. (2024)	احساس خودکارآمدی در استفاده از فناوری	کنجکاوی علمی			
Getenet (2024), Friedrich et al. (2024)					

سوال ۲. فرایندهای توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی در دانش‌آموزان چیستند؟ در پاسخ به سوال دوم پژوهش، بررسی و تحلیل فرآیند آموزش سواد علم داده منجر به شناسایی مجموعه‌ای از ابزارهای هوش مصنوعی شده است. در این بخش، صرفاً نرم‌افزارها

معرفی شده‌اند که در مطالعات مورد بررسی، توسط پژوهشگران برای آموزش سواد علم داده به کار گرفته شده و کاربرد آن‌ها در این فرآیند مورد استناد قرار گرفته است. جدول شماره ۴، فهرست این ابزارها را به همراه پژوهش‌های پشتیبان نشان می‌دهد:

جدول شماره ۴: فرآیند توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی در دانش آموزان

نام ابزارهای هوش مصنوعی	کارکرد ابزار در فرآیند آموزش	مطالعات پشتیبان
به کارگیری DaTu	حل وظایف برنامه‌نویسی و تقویت مهارت‌های خودتنظیمی از طریق راهنمایی‌های هوشمند.	Doleck et al (2024)
به کارگیری ChatGPT	مربی مطالعه جهت رفع خطا (Debugging)، تولید کد و ارائه بازخورد فوری برای تمرکز بر اهداف سطح بالا.	Hagman & Peters (2025), Doleck et al (2024)
به کارگیری SHAP / LIME	شفاف‌سازی مدل‌های پیچیده (جعبه سیاه) و آموزش اخلاق و پاسخگویی در تصمیمات داده‌محور.	Wu (2025); Bamigbade et al. (2024)
به کارگیری Auto-sklearn TPOT	خودکارسازی مراحل انتخاب مدل و بهینه‌سازی فرآیندها جهت بهبود کارایی و پر کردن شکاف مهارتی در تحلیل داده‌ها.	Wang et al. (2025)
به کارگیری AutoML (TPOT/TensorFlow)	خودکارسازی مراحل انتخاب مدل و بهینه‌سازی، با هدف دموکراتیک کردن هوش مصنوعی و کاهش موانع فنی ورود.	Wang et al. (2025); Wu (2025)
به کارگیری MLflow / Docker	مدیریت زیرساخت، ردیابی آزمایش‌ها و ایجاد محیط‌های مقیاس‌پذیر برای نظارت بر چرخه مدل‌سازی.	Wu (2025)

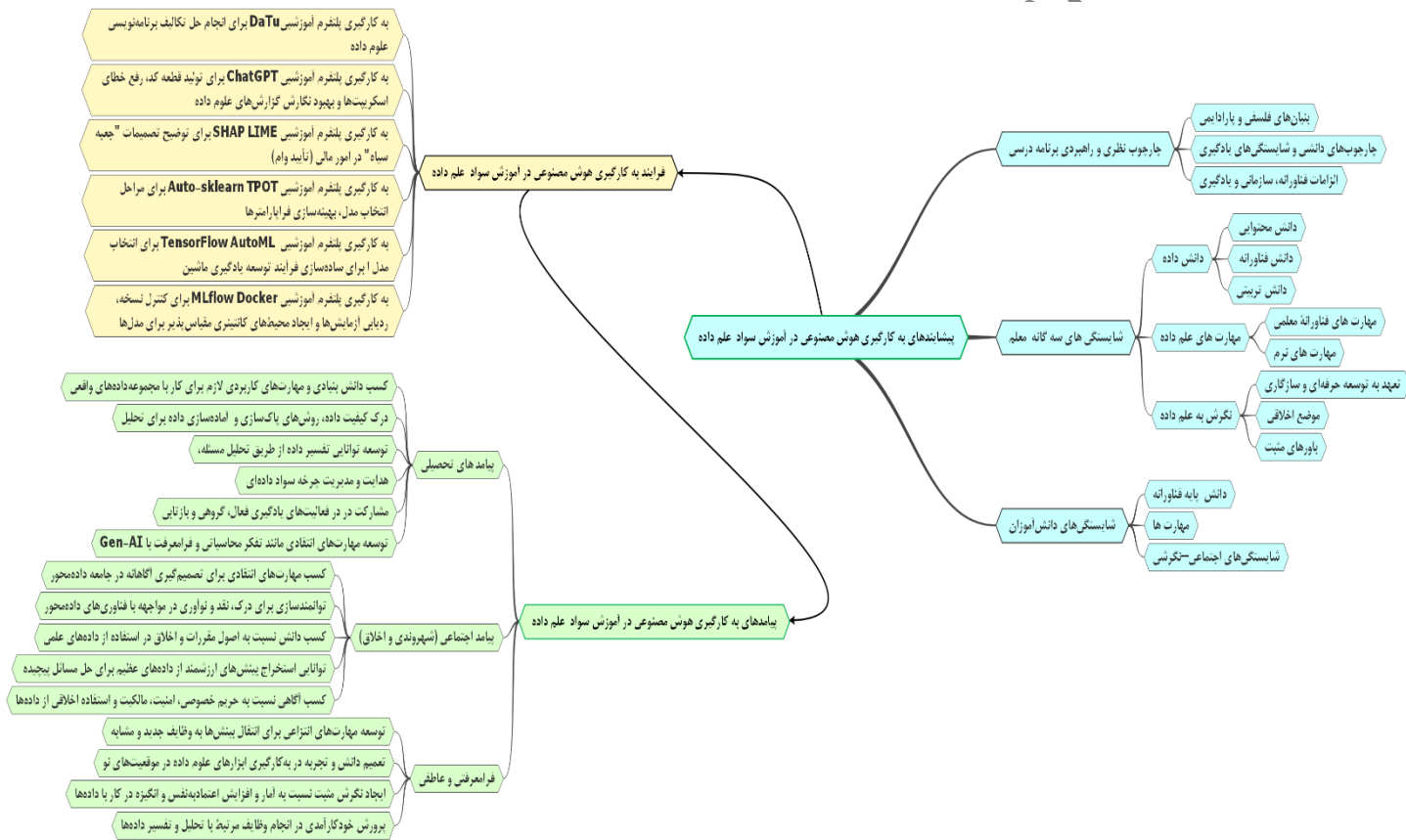
سوال ۳. پیامدهای مرتبط سواد علم داده دانش آموزان ابتدایی چیستند؟ در بخش پیامدها، ۱۵ کد باز در قالب ۳ کد محوری سطح ۱ طبقه بندی شدند.

جدول شماره ۵. پیامدهای توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی در دانش آموزان

کد محوری ۱	کد باز	نمونه شواهد
پیامدهای تحصیلی	کسب دانش بنیادی و مهارت‌های کاربردی لازم برای کار با مجموعه داده‌های واقعی	Verständig et al (2025), Witte et al (2024)
	درک کیفیت داده، روش‌های پاک‌سازی و اهمیت آماده‌سازی داده برای تحلیل	Verständig et al (2025), Xie et al (2025)
	توسعه توانایی تفسیر داده از طریق تحلیل مسئله شناسایی الگوها و ارائه شواهد مبتنی بر داده	Verständig et al (2025), Friedrich et al (2024)
	هدایت و مدیریت چرخه سواد داده‌ای	Wolff et al. (2016); Echtenbruck et al (2025)
	مشارکت در در فعالیتهای یادگیری فعال، گروهی و بازتابی	Hicks & Irizarry (2018); Donoghue et al. (2021)
	توسعه مهارت‌های انتقادی مانند تفکر محاسباتی و فرامعرفت با Gen-AI	Maksimenkova et al. (2019); Hazzan et al (2020)
فرامعرفتی و عاطفی	توسعه مهارت‌های انتزاعی برای انتقال بینش‌ها به وظایف جدید و مشابه	Maksimenkova et al. (2019); Donoghue et al. (2021)
	تعمیم دانش و تجربه در به‌کارگیری ابزارهای علوم داده در موقعیت‌های نو	Maksimenkova et al. (2019); Donoghue et al. (2021)
	ایجاد نگرش مثبت نسبت به آمار و افزایش اعتماد به نفس و انگیزه در کار با داده‌ها	Maksimenkova et al. (2019); Donoghue et al. (2021)
	پرورش خودکارآمدی در انجام وظایف مرتبط با تحلیل و تفسیر داده‌ها	Maksimenkova et al. (2020); Donoghue et al. (2021)
پیامد اجتماعی (شهروندی و اخلاق)	کسب مهارت‌های انتقادی برای تصمیم‌گیری آگاهانه در جامعه داده‌محور	Engel (2017), Sandoval-Ríos et al (2025)
	توانمندسازی برای درک، نقد و نوآوری در مواجهه با فناوری‌های داده‌محور	Friedrich et al. (2024); Wolff et al. (2016);
	کسب دانش نسبت به اصول مقررات و اخلاق در استفاده از داده‌های علمی	U.S. Department of Education, Institute of Education Sciences(

2025), Mandinach & Jimerson (2021)		
Friedrich et al. (2024); Wolff et al. (2016)	توانایی استخراج بینش‌های ارزشمند از داده‌های عظیم برای حل مسائل پیچیده و تصمیم‌گیری مبتنی بر شواهد	
Friedrich et al. (2024); Engel (2017)	کسب آگاهی نسبت به حریم خصوصی، امنیت، مالکیت و استفاده اخلاقی از داده‌ها	

سوال ۴. چه رابطه‌ای بین پیشایندها، فرایندها و پیامدهای توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی در دانش آموزان وجود دارد



شکل ۱. مدل توسعه سواد علم داده در دانش آموزان با استفاده از AI

بحث و نتیجه گیری

این پژوهش با هدف توسعه‌ی مدلی جامع برای پرورش سواد علم داده در میان دانش آموزان با بهره‌گیری از هوش مصنوعی انجام شده است. مدل پیشنهادی شامل سه بعد به هم پیوسته پیشایندها، فرایندها و پیامدها است.

تحلیل یافته‌های پژوهش در سطح پیشایندهای کلان نشان می‌دهد که استقرار سواد علم داده، فراتر از افزودن صرف سرفصل‌های درسی، مستلزم بازطراحی بنیادین زیست‌بوم یادگیری بر پایه سه محور اصولی است. نخست، در تبیین بنیان‌های فلسفی، یافته‌های این مطالعه در همسویی با رویکردهای UNESCO (2024) و Schüller (2022) مؤید آن است که پارادایم آموزش داده باید از مهارت‌گرایی فنی محض به سمت داده‌گرایی فراگیر تغییر جهت دهد. در واقعیت آموزشی، این امر با استفاده از داده‌های بومی و ملموس (نظیر تحلیل مصرف انرژی در مدرسه یا آمارهای محلی) برای حل مسائل اجتماعی محقق می‌شود که داده را از مفهومی انتزاعی به ابزاری برای مطالبه‌گری آگاهانه تبدیل کرده و قدرت تحلیل منتقدانه‌ای نسبت به سوگیری‌های الگوریتمی در دانش آموزان ایجاد می‌کند. دوم، در حوزه چارچوب‌های محتوایی، برخلاف پژوهش‌های پیشین که آموزش داده را به دوره متوسطه موکول می‌کردند، مدل حاضر بر اساس دیدگاه‌های Chiu (2025) و Gaertig- (2025) Daugs، بر ضرورت اولویت‌دهی استراتژیک از دوره ابتدایی تأکید دارد. نوآوری این پژوهش نسبت به مطالعات Banaz & Demirel (2024) در این است که با هدف جلوگیری از تورم برنامه درسی، سواد داده را نه به عنوان واحدی مجزا، بلکه به عنوان یک رشته متقاطع در دل دروس STEM و از طریق راهبردهای اجرایی مانند یادگیری بدون رایانه و بازی‌وارسازی تعریف می‌کند. سوم، در بخش الزامات فناورانه، یافته‌ها همسو با van Kessel et al. (2025) نشان می‌دهد که زیرساخت‌ها باید از مدیریت اداری فاصله گرفته و در خدمت تولید محتوا توسط دانش‌آموز در قالب

آزمایشگاه‌های داده‌محور قرار گیرند. با توجه به چالش شکاف دیجیتال، مدل پیشنهادی بر بهره‌گیری از ابزارهای متن‌باز و ابزارهای کم‌کد جهت تسهیل دسترسی عادلانه اصرار می‌ورزد. در نهایت، تمایز بنیادین این مدل با چارچوب‌های کلاسیک نظیر GAISE II در وارد کردن مؤلفه اخلاق و مسئولیت اجتماعی هوش مصنوعی (OECD, 2025) و برقراری پیوند سیستماتیک میان ارزش‌های فلسفی و زیرساخت‌های سخت‌افزاری است؛ رویکردی که تکنولوژی را نه صرفاً یک ابزار، بلکه بستری برای تحقق عدالت آموزشی و توانمندسازی دانش‌آموزان در عصر هوش مصنوعی قلمداد می‌کند.

تحقق اهداف راهبردی در سطح کلان، مستلزم بازتعریف نقش معلمان از انتقال‌دهندگان صرف محتوبه رهبران آموزشی داده‌بنیاد است. در این نقش جدید، معلم نه تنها متخصص ماده درسی، بلکه تسهیل‌گر هوشمندی است که با تحلیل داده‌های آموزشی، مسیر یادگیری را برای هر دانش‌آموز شخصی‌سازی می‌کند. یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که چارچوب سنتی TPACK برای پاسخگویی به پیچیدگی‌های عصر هوش مصنوعی نیازمند بازنگری است؛ لذا مدل پیشنهادی با توسعه این چارچوب به پنج بعد یکپارچه (محتوایی، پداگوژیک، فناورانه، داده‌ای و نگرشی)، پیوندی طبیعی میان اسناد بالادستی و عمل حرفه‌ای معلم برقرار می‌سازد. در این راستا، برخلاف نگاه سنتی که سواد داده را در آمار توصیفی خلاصه می‌کرد، یافته‌های حاضر همسو با (Msweli (2023 و Kessel et al. (2025 مؤید آن است که معلم باید به سواد مدل‌سازی الگوریتمیک مجهز شود. در واقعیت کلاس درس، این شایستگی به معنای توانایی معلم در تفسیر داشبوردهای یادگیری و اتخاذ تصمیم‌گیری‌های آموزشی بالینی جهت شناسایی نقاط کور یادگیری و شخصی‌سازی محتوا است؛ امری که (Mandinach et al. (2015 آن را زیربنای عدالت آموزشی قلمداد می‌کنند. علاوه بر این، نوآوری مدل در ترکیب دانش پداگوژیک با هوش مصنوعی مولد، بر اساس دیدگاه‌های (Zhou et al. (2025، مسیر عبور از تکالیف سنتی به سمت پروژه‌های روایتگری داده را هموار می‌سازد. با این حال، پیاده‌سازی این رویکرد با چالش انفعال تکنولوژیک روبروست که مدل حاضر برای تعدیل آن، بر نقش معلم به عنوان ناظر تحلیلی جهت نقد اعتبار و سوگیری خروجی‌های هوش مصنوعی تأکید می‌ورزد. در نهایت،

یافته متمایز این بخش که در مطالعات پیشین کمتر به صورت منسجم بدان پرداخته شده، نقش خودکارآمدی و مدیریت اضطراب داده‌ای است. بر مبنای استدلال Umugiraneza et al. (2022)، تا زمانی که حساسیت اخلاقی نسبت به امنیت داده‌ها و باورهای مثبت نسبت به فناوری شکل نگیرد، زیرساخت‌های کلان بلااستفاده خواهند ماند؛ از این رو، تعهد به توسعه حرفه‌ای مستمر نه یک انتخاب، بلکه پیشایندهی گریزناپذیر برای تبدیل معلم از یک اپراتور به رهبر آموزشی مسئولیت‌پذیر است. این پیوند سیستماتیک میان شایستگی‌های نرم و دانش فنی، پاسخی عملیاتی به چالش پیچیدگی ادغام هوش مصنوعی در محیط‌های آموزشی واقعی فراهم می‌آورد.

در نهایت، تکمیل رویکردهای پیشایندهای مدل مستلزم توجه به آمادگی‌های پایه‌ای و ظرفیت‌های کنشگری در سطح خرد (دانش‌آموز) است. شایستگی‌های دانش‌آموزی در این لایه، نه به عنوان خروجی نهایی، بلکه به عنوان درون‌دادهای انسانی ضروری تلقی می‌شوند که در هم‌افزایی با برنامه‌های درسی کلان و راهبری معلمان، بستر ورود به فرآیند یادگیری داده‌محور را فراهم می‌سازند. یافته‌های پژوهش حاضر مبین آن است که پیشایندهای دانش‌آموزی از مرزهای سواد دیجیتال سنتی فراتر رفته و به سوی مفهومی تحت عنوان عاملیت داده‌محور حرکت می‌کند؛ به‌طوری‌که در بعد دانش پایه و در همسویی با شواهد Friedrich (2024) و Burrill (2024)، تسلط بر مفاهیم STEM و منطق آماری نه صرفاً یک ضرورت آکادمیک، بلکه زیربنای درک ساختارهای داده‌بنیاد در زیست‌جهان دانش‌آموز قلمداد می‌شود. در واقعیت آموزشی، این شایستگی زمانی عینی می‌گردد که دانش‌آموز فرآیند تبدیل پدیده‌های فیزیکی به داده را درک کرده و توانمندی تعامل فعال با ابزارهای دیجیتال را کسب نماید. با این حال، چالش اساسی در این سطح، مصرف‌گرایی غیرانتقادی از فناوری است؛ لذا مدل حاضر با تکیه بر دیدگاه Schönbrodt & Podworny (2025)، بر مهارت پرسشگری الگوریتمیک به‌عنوان راهکاری عملیاتی جهت به چالش کشیدن خروجی‌های هوش مصنوعی تأکید می‌ورزد. علاوه بر این، یافته‌های مرتبط با شایستگی‌های اجتماعی-نگرشی همسو با پژوهش‌های Getenet (2024) نشان می‌دهد که کنجکاوی علمی و خودکارآمدی فناورانه، پیشایندهایی حیاتی و موتور محرک

یادگیری در محیط‌های پرابهام علم داده محسوب می‌شوند. نوآوری مدل در این بخش، پیوند زدن مهارت‌های نرم با حل مسائل واقعی است؛ به گونه‌ای که دانش آموز از طریق تفکر نقاد، داده را نه یک حقیقت مطلق، بلکه بازنمایی احتمالی از واقعیت ادراک می‌کند. این تغییر نگرش، پاسخی ساختارمند به ضرورت پرورش شهروندانی است که قادرند در محیط‌های داده‌محور به صورت اخلاقی و مستقل تصمیم‌گیری کنند و این دقیقاً نقطه‌ای است که مدل حاضر با افزودن لایه عاملیت انتقادی، تمایز خود را نسبت به مدل‌های مهارتی کلاسیک تثبیت می‌نماید.

تحلیل سنترپژوهی حاضر در بخش فرآیندها، گویای آن است که ابزارهای هوش مصنوعی نه به عنوان تکنولوژی‌های جانبی، بلکه به عنوان تسهیل‌گر یادگیری در چرخه علم داده عمل می‌کنند. واکاوی محتوای مطالعات نشان می‌دهد که این ابزارها از طریق راهبردهای کلیدی، فرآیند یادگیری را بازتعریف می‌کنند؛ به طوری که بر اساس یافته‌های مستخرج از پلتفرم DaTu، هوش مصنوعی با ارائه راهنمایی‌های درخواستی، نقش یک داربست‌بندی آموزشی را ایفا می‌کند. اهمیت این ابزار در آن است که با هدایت گام به گام یادگیرنده در حل وظایف پیچیده برنامه‌نویسی، از بار شناختی مخرب کاسته و به جای آن، مهارت‌های خودتنظیمی دانش آموز را تقویت می‌نماید (Doleck et al., 2024)؛ این رویکرد نشان می‌دهد که فرآیند آموزش علم داده در مدل حاضر، بر توانمندسازی مستقل دانش آموز متمرکز است. در سطحی دیگر، یکی از برجسته‌ترین کاربردهای شناسایی شده در مطالعات (Hagman & Peters, 2025; Wang et al., 2025; Doleck et al., 2024)، استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ مانند ChatGPT و سیستم‌های یادگیری ماشین خودکار (AutoML) نظیر Auto-sklearn و TPOT برای ساده‌سازی فرآیندهای تکراری و پرزحمت است. خودکارسازی مراحل چون انتخاب مدل، رفع خطاهای اسکریپتی و بهبود نگارش گزارش‌ها، این امکان را فراهم می‌آورد که دانش آموز به جای درگیری در لایه‌های فنی فرسایشی، بر اهداف سطح بالا نظیر طرح مسئله، تفسیر شواهد و تصمیم‌گیری استراتژیک تمرکز کند (Hagman & Peters, 2025; Wang et al., 2025). این یافته، مدعی اصلی پژوهش مبنی بر همگانی‌سازی هوش مصنوعی را تأیید می‌کند؛ چرا که با

خود کارسازی وظایف پرزحمت، موانع ورود پژوهشگران غیرمتخصص را از میان برداشته و شکاف میان تقاضای بالا و عرضه کم متخصصان داده را پر می‌کند (Wang et al., 2025).

علاوه بر این، نوآوری فرآیندی در این مدل، در بهره‌گیری از ابزارهای تفسیری نظیر SHAP و LIME نهفته است که بر اساس شواهد ارائه شده توسط پژوهشگران (Wu, 2024; Bamigbade et al., 2025)، با هدف خروج از پارادایم جعبه سیاه و تبیین منطق تصمیمات هوش مصنوعی در حوزه‌های حساسی چون بهداشت و امور مالی به کار می‌روند. این ابزارها با تضمین شفافیت و پاسخگویی، به سازمان‌ها در رعایت استانداردهای نظارتی و جلب اعتماد دینفعان کمک کرده و به دانش‌آموز می‌آموزند که اخلاق الگوریتمیک، جزئی جدایی‌ناپذیر از سواد علم داده است (Wu, 2025; Bamigbade et al., 2024). در نهایت، استفاده از ابزارهایی نظیر Docker و MLflow نشان‌دهنده لزوم ایجاد محیط‌های کانتینری مقیاس‌پذیر برای ردیابی آزمایش‌ها و فراهم‌سازی زیرساخت لازم برای ادغام مداوم است که فرآیند آموزش را به استانداردهای صنعتی نزدیک می‌کند (Wu, 2025). در مجموع، هدف از ارائه این ابزارها در فرآیند یادگیری، تبیین این واقعیت است که هوش مصنوعی با ایفای نقش همزمان مربی، دستیار فنی و ناظر اخلاقی، محیط آموزشی را به یک اکوسیستم پویا تبدیل می‌کند که در آن نه تنها کارایی بهبود می‌یابد، بلکه موانع ورود به دنیای داده نیز به شکل معناداری کاهش می‌یابد.

در نهایت، یافته‌های پژوهش مبین آن است که هم‌افزایی میان پیشایندهای راهبردی و فرآیندهای ابزارمحور، به ظهور پیامدهایی فراتر از پیشرفت تحصیلی صرف در سه حوزه درهم‌تنیده منجر می‌گردد. نخست، در بعد تحصیلی و شناختی، برخلاف الگوهای سنتی که پیامد یادگیری را در نتایج آزمون خلاصه می‌کردند، مدل حاضر همسو با دیدگاه (Verständig et al., 2025)، دستاورد بنیادین را مدیریت چرخه کامل سواد داده‌ای قلمداد می‌کند؛ این امر در واقعیت آموزشی به معنای گذار دانش‌آموز از یک مصرف‌کننده منفعل به یک تحلیل‌گر الگو است که با بهره‌گیری از هوش مصنوعی مولد، مفاهیم انتزاعی را به شواهد عینی تبدیل کرده و بر اساس یافته‌های (Hazzan et al., 2020)، با تکیه بر

تفکر محاسباتی، بار شناختی خود را به سمت فعالیت‌های بازتابی و حل مسائل واقعی معطوف می‌سازد. دوم، در حوزه فرامعرفتی و عاطفی، نوآوری مدل در توسعه هویت داده‌محور نهفته است؛ به‌طوری‌که طبق مطالعات (Donoghue et al (2021)، جایگزینی اضطراب آماری با خودکارآمدی فناورانه، دانش‌آموزان را نه تنها در انتقال یادگیری به موقعیت‌های نو توانمند می‌سازد، بلکه آمادگی روانی آنان را برای ورود به مشاغل عصر هوش مصنوعی ارتقا می‌دهد. در نهایت، در سطح پیامدهای اجتماعی و اخلاقی، این مدل با عبور از رویکردهای ابزارگرا و تکیه بر چارچوب‌های اخلاقی OECD (2025) و Engel (2017)، به توانمندسازی دانش‌آموزان برای تصمیم‌گیری آگاهانه منجر می‌شود؛ شایستگی محوری که در واقعیت اجتماعی، کنشگران را قادر می‌سازد در مواجهه با چالش‌هایی نظیر اخبار جعلی و داده‌های عظیم، به استخراج بینش‌های ارزشمند پرداخته و به عنوان شهروندانی منتقد و نوآور در حل مسائل پیچیده مشارکت نمایند. بدین‌سان، پیامد نهایی این الگوی توسعه، گذار از سواد فنی به خرد دیجیتال است که در آن هوش مصنوعی به عنوان بستری برای تحقق رفاه جمعی و عدالت اجتماعی بازتعریف می‌شود.

در جمع‌بندی می‌توان گفت پژوهش حاضر از طریق ترکیب نظام‌مند تجارب جهانی، مدلی ساختارمند را ارائه می‌دهد که توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی را نه به عنوان یک افزونه مهارتی، بلکه به عنوان یک تغییر پارادایم در زیست‌بوم آموزشی تبیین می‌کند. یافته‌های این فراترکیب مؤید آن است که گذار به آموزش آینده‌نگر، مستلزم پیوندی استراتژیک میان زیرساخت‌های فلسفی-راهنمایی (پیشایندها)، عاملیت ابزارمحور (فرآیندها) و خرد دیجیتال (پیامدها) است.

در لایه تبیینی، این مدل نشان می‌دهد که برخلاف الگوهای سنتی آموزش ریاضی و آمار، سواد علم داده در عصر هوش مصنوعی با یک چرخه بازخوردی میان شایستگی معلم و کنشگری دانش‌آموز تعریف می‌شود. در این چرخه، هوش مصنوعی با ایفای نقش تسهیل‌گر بار شناختی، امکان تمرکز بر تفکر انتقادی و حل مسائل واقعی را فراهم می‌آورد. از منظر سیاست‌گذاری، این مدل چارچوبی پویا برای عبور از آموزش‌های مقطعی به سمت برنامه‌های درسی ارائه می‌دهد که در آن داده، نه یک موضوع درسی، بلکه زبانی مشترک

برای درک جهان است. همچنین در سطح اجرایی و ارزشیابی، نوآوری این پژوهش در معرفی معیارهای چندبعدی نهفته است که بر اساس آن، موفقیت آموزشی نه با تسلط بر ابزار، بلکه با میزان خودکارآمدی در حل مسئله و تعهد اخلاقی به عدالت داده‌ای سنجیده می‌شود. در نهایت، مدل مستخرج با یکپارچه‌سازی ابعاد فنی و انسانی، بستری را فراهم می‌آورد که در آن سیستم آموزشی از یک ساختار ایستا به یک اکوسیستم هوشمند و انطباقی ارتقا می‌یابد؛ اکوسیستمی که هدف نهایی آن پرورش شهروندانی است که قادرند در پیچیدگی‌های جامعه داده‌محور، مسیری آگاهانه، مسئولانه و نوآورانه را برگزینند.

براساس یافته‌های این پژوهش پیشنهاد می‌گردد که برای توسعه سواد علم داده مبتنی بر هوش مصنوعی، در دوره ابتدایی (پایه‌های اول تا ششم) برنامه‌های بازی‌محور با ابزارهای رایگان مانند Google Teachable Machine در درس‌های علوم و ریاضی پیاده‌سازی شده تا دانش‌آموزان با جمع‌آوری و دسته‌بندی داده‌های ساده مانند الگوهای آب و هوایی آشنا شده و کنجکاوی علمی آن‌ها برانگیخته شود. در دوره متوسطه، برای پایه‌های هفتم تا نهم، ابزارهای آفلاین مانند نسخه‌های محلی ChatGPT در تحلیل داده‌های واقعی در درس‌های علوم و ریاضی می‌تواند استفاده شود، و در پایه‌های دهم تا دوازدهم، پروژه‌های گروهی با Julius AI و O.ai^۲H برای تحلیل داده‌های اقتصادی یا علمی پیشنهاد می‌شود. در دانشگاه فرهنگیان، ماژول‌های اختیاری سواد داده و هوش مصنوعی به رشته‌های آموزش ابتدایی، علوم، و ریاضی افزوده شده و با ابزارهایی مانند Claude و Julius AI، یادگیری پروژه‌محور و تعاملی تقویت گردد. برای ارزشیابی، استانداردهای داده‌محور با استفاده از PandasAI برای تحلیل بازخوردهای کلاسی و نظارت بر توسعه حرفه‌ای معلمان در دوره‌های کارورزی پیاده‌سازی شود تا عملکرد آنان به صورت سیستماتیک ارزیابی گردد.

ORCID

References

- Agustini, K., Darmawiguna, I., Artayasa, I., & Mertayasa, I. J. I. J. (2020). Evaluation of the Teachers' Acceptance to E-Report Card Applications with the Hot-Fit Model Approach. *International Journal of Instruction*, 13(3), 475-490. <https://eric.ed.gov/?id=EJ1259675>
- Ahlborn, J., Verständig, D., & Stricker, J. (2021). Embracing unfinishedness: Kreative zugänge zu data literacy. *Medienimpulse*, 59(3), 42-Seiten. <https://doi.org/10.21243/mi-03-21-18>
- Aleven, V., McLaughlin, E. A., Glenn, R. A., & Koedinger, K. R. (2017). Instruction based on adaptive learning
- Andre, M., Frischemeier, D., & Schneider, C. (2022). Enhancing data literacy at an early stage: Primary school pupils' precursor ideas of covariation. In *Statistics education in the era of data science. Proceedings of the International Association for Statistical Education Satellite Conference*. <https://doi.org/10.52041/iase.kjrrp> <https://doi.10.52041/iase.kjrrp>
- Avila-Garzon, C., & Bacca-Acosta, J. (2025). Curriculum, Pedagogy, and Teaching/Learning Strategies in Data Science Education. *Education Sciences*, 15(2), 186. <https://www.mdpi.com/2227-7102/15/2/186>
- Bamigbade, O., Adeshina, Y. T., & Kemisola, K. (2024). Ethical and explainable AI in data science for transparent decision-making across critical business operations. *International Journal of Engineering Technology Research & Management*, 8(11), 734-753.
- Banaz, E., & Demirel, O. (2024). Türkçe öğretmen adaylarının yapay zekâ okuryazarlıklarının farklı değişkenlere göre incelenmesi. *Dokuz Eylül Üniversitesi Buca Eğitim Fakültesi Dergisi*, (60), 1516-1529.
- Bekiaridis, G., & Attwell, G. (2024). Integrating artificial intelligence in vocational and adult education: a supplement to the DigCompEdu framework. *Ubiquity Proceedings*, 4(1). <https://doi:10.5334/uproc.142>
- Bekiaridis, G., & Graham, A. (2024). Supplement to the DigCompEdu framework: Outlining the skills and competences of educators related to AI in Education. Bremen, Germany: University of Bremen, Institute Technology and Education. <https://doi.org/10.26092/elib/2708>
- Biehler, R., & Schulte, C. (2018). Perspectives for an interdisciplinary data science curriculum at German secondary schools. In R. Biehler, L. Budde, D. Frischemeier, B. Heinemann, S. Podworny, C. Schulte, T. Wassong (Eds), *Paderborn Symposium on Data Science Education at School Level 2017: The Collected Extended Abstracts*. Universitätsbibliothek Paderborn, 2-14. <https://doi.org/10.17619/UNIPB/1-374>
- Bonnell, J., Ogiyara, M., & Yesha, Y. (2022). Challenges and issues in data science education. *Computer*, 55(2), 63-66. <https://doi:10.1109/MC.2021.3128734>

- Bornn, L., Mortensen, J., & Ahrensmeier, D. (2022). A data-first approach to learning real-world statistical modeling. *Canadian Journal for the Scholarship of Teaching and Learning*, 13(1 PG-). <https://doi.org/10.5206/cjsot-lrcac-ea.2022.1.10204>
- Bowler, L., Aronofsky, M., Milliken, G., & Acker, A. (2020). Teen engagements with data in an after-school data literacy programme at the public library. Proceedings of ISIC: the information behaviour conference, Pretoria, South Africa, 28th September to 1st October, 2020. <https://doi.org/10.47989/irisic2015>
- Burrill, G., Pfannkuch, M. (2024). Emerging trends in statistics education. *ZDM Mathematics Education*, 56, 19–29. <https://doi.org/10.1007/s11858-023-01501-7>
- Çakıroğlu, Ü., & Güler, M. (2021). Enhancing statistical literacy skills through real life activities enriched with gamification elements: An experimental study. *E-learning and Digital Media*, 18(5), 441-459. <https://doi.org/10.1177/2042753020987016>
- Carmi, E., Yates, S. J., Lockley, E., & Pawluczuk, A. (2020). Data citizenship: Rethinking data literacy in the age of disinformation, misinformation, and malinformation. *Internet policy review*, 9(2), 1-22. <https://doi.org/10.14763/2020.2.1481>
- Casal-Otero, L., Catala, A., Fernández-Morante, C., Taboada, M., Cebreiro, B., & Barro, S. (2023). AI literacy in K-12: a systematic literature review. *International Journal of STEM Education*, 10(1), 29. <https://doi.org/10.1186/s40594-023-00418-7>
- Cetinkaya-Rundel, M., & Ellison, V. (2021). A fresh look at introductory data science. *Journal of Statistics and Data Science Education*, 29(PG-S16-S26), S16–S26. <https://doi.org/10.1080/10691898.2020.1804497>
- Chiu, T. K. F. (2025). *Empowering K-12 education with AI: Preparing for the future of education and work*. Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781003498377>
- Chiu, T. K. F., Ahmand, Z., Ismail, M., & Sanusi, I. T. (2024). What are artificial intelligence literacy and competency? A comprehensive framework to support them. *Computers & Education Open*, 6, 100171. <https://doi.org/10.1016/j.caeo.2024.100171>
- Christozov, D., Rasheva-Yordanova, K., & Toleva-Stoimenova, S. (2019). Designing data science curriculum in a way to address expected students entry competences. In *INTED2019 Proceedings* (pp. 2635-2640). IATED. <https://doi.org/10.21125/inted.2019.0708>
- Cui, Y., & Zhang, H. (2022). Integrating teacher data literacy with TPACK: A self-report study based on a novel framework for teachers' professional development. *Frontiers in Psychology*, 13, 966575. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.966575>

- Cui, Y., & Zhang, H. (2022). Integrating teacher data literacy with TPACK: A self-report study based on a novel framework for teachers' professional development. *Frontiers in Psychology*, 13, 966575.
- Cui, Y., Chen, F., Lutsyk, A., Leighton, J. P., & Cutumisu, M. (2023). Data literacy assessments: A systematic literature review. *Assessment in education: Principles, policy & Practice*, 30(1), 76-96.
- De Veaux, R., Hoerl, R., Snee, R., & Velleman, P. (2022). Toward holistic data science education. *Statistics Education Research Journal*, 21(2), 2. <https://doi.org/10.52041/serj.v21i2.40>
- Demirci, S., Doğucu, M., Zieffler, A., & Rosenberg, J. M. (2025). Understanding Pedagogical Content Knowledge of Data Science Instructors: An Inaugural Framework. *arXiv preprint arXiv:2508.14009*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2508.14009>
- Dierker, L., Ward, N., Alexander, J., & Donate, E. (2017). Engaging Underrepresented High School Students in Data Driven Storytelling: An Examination of Learning Experiences and Outcomes for a Cohort of Rising Seniors Enrolled in the Gaining Early Awareness and Readiness for Undergraduate Program (GEAR UP). *Journal of Education and Training Studies*, 5(4), 54-63. <https://eric.ed.gov/?id=EJ1133867>
- Doleck, T., Agand, P., & Pirrotta, D. (2024). Integrating generative AI in data science programming: Group differences in hint requests. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans*, 2, 100089. <https://doi.org/10.1016/j.chbah.2024.100089>
- Donate-Bebby, B., García-Peñalvo, F. J., Amo-Filva, D., & Aguayo-Mauri, S. (2025). Filling the gap in K-12 data literacy competence assessment: Design and initial validation of a questionnaire. *Computers in Human Behavior Reports*, 17, 100583.
- Donoghue, T., Voytek, B., & Ellis, S. E. (2021). Teaching creative and practical data science at scale. *Journal of Statistics and Data Science Education*, 29(PG-S27-S39), S27–S39. <https://doi.org/10.1080/10691898.2020.1860725>
- Dorsey, C., Sagrans, J., Yaneva, K., O'Brien, D., Collins, I., Gannon-Slater, N., ... & Schwein, P. (2025). Integrating data literacy into K–12 education. *Harvard Data Science Review*, 7(2). <https://hdsr.mit.edu/pub/o1nj6f46/download/pdf>
- Doukakis, S., Psaltidou, A., Stavradi, A., Adamopoulos, N., Tsiotakis, P., & Stergou, S. (2021). Measuring the technological pedagogical content knowledge (TPACK) of in-service teachers of computer science who teach algorithms and programming in upper secondary education. *arXiv preprint arXiv:2105.09252*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2105.09252>
- Echtenbruck, M. M., Fühles-Ubach, S., Naujoks, B., & Kaliva, E. (2025). A Data Literacy Competence Model for Higher Education and

Research. *arXiv preprint* arXiv:2504.15690.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.15690>

Engel, J. (2017). Statistical literacy for active citizenship: A call for data science education. *Statistics Education Research Journal*, 16(1), 44–49.
<https://doi.org/10.52041/serj.v16i1.213>

Filderman, M. J., Toste, J. R., Didion, L., & Peng, P. (2021). Data literacy training for K-12 teachers: A meta-analysis of the effects on teacher outcomes. *Remedial and Special Education*.

Finfeld-Connett, D. (2018). A guide to qualitative meta-synthesis. New York, NY, USA:: Routledge

Friedrich, A., Schreiter, S., Vogel, M., Becker-Genschow, S., Brünken, R., Kuhn, J., ... & Malone, S. (2024). What shapes statistical and data literacy research in K-12 STEM education? A systematic review of metrics and instructional strategies. *International Journal of STEM Education*, 11(1), 58. <https://doi.org/10.1186/s40594-024-00517-z>

GAISE II College Report ASA Revision Committee (2021), "Guidelines for assessment and instruction

Gal, I. (2002). Adults' statistical literacy: Meanings, components, responsibilities. *International Statistical Review*, 70(1), 1–25.
<https://doi.org/10.1111/j.1751-5823.2002.tb00336.x>

Gal, I. (2025). Infusing "statistical, data science and AI literacy" for the general learner population: Conceptual, instructional, and systemic challenges. In S. Podworny & S. Schönbrodt (Eds.), *Towards fostering AI and data science literacy in schools across disciplines: Proceedings of the 1st Symposium on Integrating AI and Data Science into School Education Across Disciplines (AIDEA1 2025)* (Extended abstract). Salzburg, Austria. <https://openreview.net/forum?id=SdzWuf7nXa>

Gärtig-Daug, A., & Schmid, U. (2025). Fostering data and AI competencies in primary schools. In S. Podworny & S. Schönbrodt (Eds.), *Towards fostering AI and data science literacy in schools across disciplines. Proceedings of the 1st Symposium on Integrating AI and Data Science into School Education Across Disciplines (AIDEA1 2025)*, Salzburg, Austria (Extended Abstract).
<https://openreview.net/forum?id=B2kM0I97eB>

Gebre, E. (2022). Conceptions and perspectives of data literacy in secondary education. *British Journal of Educational Technology*, 53(5), 1080–1095. <https://doi.org/10.1111/bjet.13246>

Geroldinger, M. (2025). "Navigating the digital frontier": Teaching data science and AI skills in the Austrian school subject digital literacy. In S. Podworny & S. Schönbrodt (Eds.), *Towards fostering AI and data science literacy in schools across disciplines: Proceedings of the 1st Symposium on Integrating AI and Data Science into School Education*

- Across Disciplines (AIDEA1 2025)* (Extended abstract). Salzburg, Austria. <https://openreview.net/forum?id=rK0iTXA1QQ>
- Getenet, S., Cantle, R., Redmond, P., & Albion, P. (2024). Students' digital technology attitude, literacy and self-efficacy and their effect on online learning engagement. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 21(1), 3. <https://doi.org/10.1186/s41239-023-00437-y>
- Giamellaro, M., O'Connell, K., & Knapp, M. (2020). Teachers as participant-narrators in authentic data stories. *International Journal of Science Education*, 42(3), 406–425. <https://doi.org/10.1080/09500693.2020.1714093>
- Gibson, H., Short, M. E., & O'Donnell, C. (2023). Data, discourse, and development: Building a sustainable world through education and science communication. *Frontiers in Communication*, 8, 981988. <https://doi.org/10.3389/fcomm.2023.981988>
- Gould, R. (2017). Data Literacy is Statistical Literacy. *Statistics Education Research Journal*, 16(1), 22–25. <https://doi.org/10.52041/serj.v16i1.209>
- Gould, R., Machado, S., Ong, C., Johnson, T., & Molyneux, J. (2016). Teaching data science to secondary students—the Mobilize introduction to data science curriculum. *Proceedings of the IASE Roundtable Conference*.
- Gregorio, T. A. D., Alieto, E. O., Natividad, E. R. R., & Tanpoco, M. R. (2024, May). Are preservice teachers “totally PACKaged”? A quantitative study of pre-service teachers’ knowledge and skills to ethically integrate Artificial Intelligence (AI)-based tools into Education. In *International Conference on Digital Technologies and Applications* (pp. 45-55). Cham: Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-68660-3_5
- Hageman, J. A., & Peeters, C. F. W. (2025). *AI in data science education: Experiences from the classroom*. Mathematical and Statistical Methods Group (Biometris), Wageningen University.
- Hazzan, O. (2025). Refactoring computer science and data science education in the age of generative AI. In S. Podworny & S. Schönbrodt (Eds.), *Towards fostering AI and data science literacy in schools across disciplines: Proceedings of the 1st Symposium on Integrating AI and Data Science into School Education Across Disciplines (AIDEA1 2025)* (Extended abstract). Salzburg, Austria. <https://openreview.net/forum?id=lAIlxmazhZ>
- Hazzan, O., & Mike, K. (2023). Data science teacher preparation: Implementation of the TPACK framework. *ACM Inroads*, 14(3), 39-44. <https://doi.org/10.1145/3614100>

- Hazzan, O., Ragonis, N., & Lapidot, T. (2020). Data science and computer science education. In *Guide to teaching computer science: An activity-based approach* (pp. 95-117). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-39360-1_6
- Hicks, S. C., & Irizarry, R. A. (2018). A guide to teaching data science. *The American Statistician*, 72(4_PG-382–391), 382–391. <https://doi.org/10.1080/00031305.2017.1356747>
- Hicks, S. C., & Irizarry, R. A. (2018). A guide to teaching data science. *The American Statistician*, 72(4), 382-391. <https://doi.org/10.1080/00031305.2017.1356747>
- Huang, R., Helgevold, N., Lang, J. and Jiang, H. (2023), *Teacher Professional Learning through Lesson Study in Virtual/hybrid Environments: Opportunities, Challenges, and Future Directions*, Routledge, New York. <https://www.taylorfrancis.com/chapters/edit/10.4324/9781003286172-1/teacher-professional-learning-hybrid-lesson-study-rongjin-huang-nina-helgevold-jean-lang-heng-jiang>
- Huang, R., Kimmins, D., Winters, J., & Suh, J. M. (2025). Promoting students' data literacy using technologies through lesson study. *International Journal for Lesson & Learning Studies*. <https://doi.org/10.1108/IJLLS-10-2024-0222>
- Huber, S., Schüller, K., & Drauz, S. DATA AND AI READINESS: COMPETENCIES FOR SCHOOL STUDENTS TO BECOME INFORMED CITIZENS. In *Symposium on Integrating AI and Data Science into School Education Across Disciplines*. in statistics education college report", available at: https://www.amstat.org/asa/files/pdfs/GAISE/GAISEIIPreK-12_Full.pdf
- IDSSP Curriculum Team. (2019). *Curriculum Frameworks for Introductory Data Science*. International Data Science in Schools Project.
- Jadhav, R. B., & Upadhayay, P. (2024). Barriers to digital education implementation in rural areas: A post-COVID perspective. *International Journal of Creative Research Thoughts (IJCRT)*.
- Karpatne, A., Atluri, G., Faghmous, J. H., Steinbach, M., Banerjee, A., Ganguly, A., & Kumar, V. (2017). Theory-guided data science: A new paradigm for scientific discovery from data. *IEEE Transactions on knowledge and data engineering*, 29(10), 2318–2331. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7959606/>
- Kessel, M. V., Molenaar, I., Knoop-van Campen, C. A., Jonge, M. D., & Saab, N. (2025). Primary school teacher perspectives on effective dashboard use in the classroom: Skills, knowledge, and contextual conditions.

- Journal of Learning Analytics, 12, 2: 279-292.
<https://doi.org/10.18608/jla.2025.8493>
- Koh, J. H. L., & Chai, C. S. (2016). Seven design frames that teachers use when considering technological pedagogical content knowledge (TPACK). *Computers & Education*, 102, 244-257.
<https://doi.org/10.1016/j.compedu.2016.09.003>
- Kölling, B. (2025). AI in schools: Insights and approaches from the AI Competency Center of the Hamburg State Institute for Teacher Training and School Development. In S. Podworny & S. Schönbrodt (Eds.), *Towards fostering AI and data science literacy in schools across disciplines. Proceedings of the 1st Symposium on Integrating AI and Data Science into School Education Across Disciplines (AIDEAI 2025)*, Salzburg, Austria (Extended Abstract).
- Kong, S.-C., Man-Yin Cheung, W., & Zhang, G. (2021). Evaluation of an artificial intelligence literacy course for university students with diverse study backgrounds. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 100026. <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2021.100026>
- Leavy, A., Meletiou-Mavrotheris, M., & Paparistodemou, E. (Eds.). (2018). *Statistics in early childhood and primary education: Supporting early statistical and probabilistic thinking*. Springer.
<https://link.springer.com/book/10.1007/978-981-13-1044-7>
- Li, Y., Wang, Y., Lee, Y., Chen, H., Petri, A. N., & Cha, T. (2023). Teaching data science through storytelling: Improving undergraduate data literacy. *Thinking Skills and Creativity*, 48, 101311.
<https://doi.org/10.1016/j.tsc.2023.101311>
- Maksimenkova, O., Neznanov, A., & Radchenko, I. (2020). Collaborative learning in data Science education: A data expedition as a formative assessment tool. In *Challenges of the Digital Transformation in Education, ICL2018, VOL 1* (Vol. 916, Issue PG-14–25, pp. 14–25).
https://doi.org/10.1007/978-3-030-11932-4_2
- Mandinach, E. B., & Jimerson, J. B. (2021). Data ethics in education: a theoretical, practical, and policy issue. *Studia paedagogica*, 26(4), 9-26.
<https://doi.org/10.5817/SP2021-4-1>
- Matthews, P. (2016). Data literacy conceptions, community capabilities. *The Journal of Community Informatics*, 12(3), 47–56.
<https://doi.org/10.15353/joci.v12i3.3277>
- Memarian, B., & Doleck, T. (2024). Data science pedagogical tools and practices: A systematic literature review. *Education and information technologies*, 29(7), 8179-8201. <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12102-y>
- Mikroyannidis, A., Domingue, J., Bachler, M., & Quick, K. (2018, October). Smart blockchain badges for data science education. In *2018 IEEE*

- Frontiers in Education Conference (FIE)* (pp. 1-5). IEEE. <https://doi.org/10.1109/FIE.2018.8659012>
- Miller, K. M., & Wilkerson, M. H. (2025). Exploring a US framework of learning progressions for K-12 data science education. In S. Podworny & S. Schönbrodt (Eds.), *Towards fostering AI and data science literacy in schools across disciplines. Proceedings of the 1st Symposium on Integrating AI and Data Science into School Education Across Disciplines (AIDEAI 2025)*, Salzburg, Austria (Extended Abstract).
- Ministry of Turkish National Education (a) (2025). *Geçmişten Günümüze YEĞİTEK*. <https://yegitek.meb.gov.tr/ggy/index.html>.
- Msweli, N. (2023). Instructors' perception of the competencies required to teach DS in HEI. In *Proceedings of the NEMISA Digital Skills Conference: Scaling data skills for multidisciplinary impact education* (Vol. 5, pp. 89-103). <https://doi.org/10.29007/49zw>
- Msweli, N. T., Mawela, T., & Twinomurinzi, H. (2023). Transdisciplinary teaching practices for data science education: A comprehensive framework for integrating disciplines. *Social Sciences & Humanities Open*, 8(1), 100628. <https://doi.org/10.1016/j.ssoho.2023.100628>
- Nasharuddin, N. A., Sharef, N. M., & Omar, M. K. (2024, November). AI and Data Science Literacy Framework for Educators. In *International Conference on Computers in Education*.
- Nijenhuis-Voogt, J., Bayram-Jacobs, D., Meijer, P. C., & Barendsen, E. (2021). Omnipresent yet elusive: Teachers' views on contexts for teaching algorithms in secondary education. *Computer Science Education*, 31(1), 30-59. <https://doi.org/10.1080/08993408.2020.1783149>
- OECD. (2019). *Skills outlook 2019: Thriving in a digital world*.
- OECD. (2020). *Curriculum overload: A way forward*. OECD Publishing.
- OECD. (2025). Empowering learners for the age of AI: An AI literacy framework for primary and secondary education. <https://ailiteracyframework.org/>
- Pangrazio, L., & Selwyn, N. (2019). 'Personal data literacies': A critical literacies approach to enhancing understandings of personal digital data. *New media & society*, 21(2), 419-437. <https://doi.org/10.1177/1461444818799523>
- Parveen, A., Bashir, F., Ganie, A. N., Zimik, P., & Jan, S. (2024). Collaborative learning in the digital space: AI-powered Platforms.
- Qiao, C., Chen, Y., Guo, Q., & Yu, Y. (2024). Understanding science data literacy: A conceptual framework and assessment tool for college students majoring in STEM. *International Journal of STEM Education*, 11(1), 25. <https://doi.org/10.1186/s40594-024-00484-5>

- Riahi, B., & Cateté, V. (2025). Humanizing AI grading: Student-centered insights on fairness, trust, consistency and transparency. *arXiv preprint*.
- Ridgway, J., Campos, P., & Biehler, R. (2022). Data science, statistics, and civic statistics: Education for a fast changing world. In J. Ridgway (Ed.), *Statistics for empowerment and social engagement* (pp. 563–580). Springer International Publishing. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-031-20748-8_22
- Ridsdale, C., Rothwell, J., Smit, M., Ali-Hassan, H., Bliemel, M., Irvine, D.J., Kelley, D.R., Matwin, S., & Wuetherick, B. (2015). Strategies and Best Practices for Data Literacy Education: Knowledge Synthesis Report. <https://doi.10.13140/RG.2.1.1922.5044>
- Rowe, S., Riggio, M., De Amicis, R., & Rowe, S. R. (2020). Teacher perceptions of training and pedagogical value of cross-reality and sensor data from smart buildings. *Education Sciences*, 10(9), 234. <https://doi.org/10.3390/educsci10090234>
- Royal Society. (2023). *Mathematical and Data Literacy*. The Open University.
- Sander, I. (2020). What is critical big data literacy and how can it be implemented?. *Internet Policy Review*, 9(2), 1-22. <https://doi.10.14763/2020.2.1479>
- Sandoval-Ríos, F., Gajardo-Poblete, C., & López-Núñez, J. A. (2025, March). Role of data literacy training for decision-making in teaching practice: a systematic review. In *Frontiers in Education* (Vol. 10, p. 1485821). Frontiers Media SA. <https://doi.org/10.3389/feduc.2025.1485821>
- Schmidt, F. M., Zottmann, J. M., Sailer, M., Fischer, M. R., & Berndt, M. (2021). Statistical literacy and scientific reasoning & argumentation in physicians. *GMS Journal for Medical Education*, 38(4), Doc77. <https://doi.10.3205/zma001473>
- Schneegans, S. and S. Nair-Bedouelle (2021) Scientific literacy: an imperative for a complex world. In *UNESCO Science Report: The race against time for smarter development, 2021*, 17. Schneegans, S.; Straza, T. and J. Lewis (eds). UNESCO Publishing: Paris.
- Schönbrodt, S., & Podworny, S. (2025). Shaping the future of education: AI and data science literacy as a civic imperative in education. In S. Podworny & S. Schönbrodt (Eds.), *Towards fostering AI and data science literacy in schools across disciplines: Proceedings of the 1st Symposium on Integrating AI and Data Science into School Education Across Disciplines (AIDEAI 2025)* (Extended abstract). Salzburg, Austria. <https://openreview.net/forum?id=KVi7Xclx7N>
- Schreiter, S., Friedrich, A., Fuhr, H., Malone, S., Brünken, R., Kuhn, J., & Vogel, M. (2024). Teaching for statistical and data literacy in K-12 STEM education: a systematic review on teacher variables, teacher

- education, and impacts on classroom practice. *ZDM–Mathematics Education*, 56(1), 31-45. <https://doi.org/10.1007/s11858-023-01531-1>
- Schüller, K. (2022). Data and AI literacy for everyone. *Statistical Journal of the IAOS*, 38, 1–14. <https://doi.org/10.3233/SJI-2209>.
- Sickler, J., Bardar, E., & Kochevar, R. (2021). Measuring data skills in undergraduate student work: Development of a scoring rubric. *Journal of College Science Teaching*, 50(4), 25-32. <https://doi.org/10.1080/0047231X.2021.12290515>
- Song, Q., & Song, Z. (2025). Improvement of Data Cleaning and Quality Assessment Methods Under Big Data Environment. *Frontiers in Computing and Intelligent Systems*, 12(1), 114-118. <https://doi.org/10.54097/gk2jwg31>
- Stump, G. S., Kang, S., Masla, J., Bosch, C. A., & Breazeal, C. (2025). Ethical thinking: Integration and measurement in an AI curriculum for middle-high school students. *Informatics in Education*.
- Sukol, S. (2024). State of the field: Data science and data literacy education in US K–12. *Data Science 4 Everyone*. <https://www.datascience4everyone.org/stateofds>
- Tansley, S., & Tolle, K. M. (2009). *The fourth paradigm: data-intensive scientific discovery* (Vol. 1). T. Hey (Ed.). Redmond, WA: Microsoft research. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2011.2155130>
- technologies. In R. E. Mayer & P. A. Alexander (Eds.), *Handbook of research on learning and instruction* (2nd ed. pp. 522–560). Routledge
- Tedre, M., & Vartiainen, H. (2025). Generation AI: Pedagogical frameworks and tools for AI education. In S. Podworny & S. Schönbrodt (Eds.), *Towards fostering AI and data science literacy in schools across disciplines: Proceedings of the 1st Symposium on Integrating AI and Data Science into School Education Across Disciplines (AIDEAI 2025)* (Extended abstract). Salzburg, Austria. <https://openreview.net/pdf?id=4V11AAAQfk>
- U.S. Department of Education, Institute of Education Sciences. (2025). The Forum Guide to Data Ethics. <https://ies.ed.gov/use-work/resource-library/report/forum-guide/forum-guide-data-ethics>
- Umugiraneza, O., Bansilal, S., & North, D. (2022). An analysis of teachers' confidence in teaching mathematics and statistics. *Statistics Education Research Journal*, 21(3), 1–17. Utrecht University. (2021). *ASReview Lab (0.18)* [Computer Software]. <https://asreview.nl>
- UNESCO (2024). *AI competency framework for students*. <https://doi.org/10.54675/JKJB9835>
- Van Leeuwen, A., Knoop-van Campen, C. A. N., Molenaar, I., & Rummel, N. (2021). How teacher characteristics relate to how teachers use

- dashboards: Results from two case studies in K-12. *Journal of Learning Analytics*, 8(2), 6-21. <http://dx.doi.org/10.18608/jla.2021.7325>
- Velaj, Y., Dolezal, D., Ambros, R., Plant, C., & Motschnig, R. (2023, October). Teaching data science to non-computer science students: A learner-centered approach. In *2023 IEEE Frontiers in Education Conference (FIE)* (pp. 1-9). IEEE. <https://doi.org/10.1109/FIE58773.2023.10343463>.
- Verständig, D., Kuhnla, A., & Ahlborn, J. Verständig, D., Kuhnla, A., & Ahlborn, J. (2025, July 2). *On game-based learning and creative thinking for data and AI literacy education*. Paper presented at the AIDEA Symposium 2025: Integrating AI and Data Science into School Education Across Disciplines, [Conference presentation]. CC BY 4.0 License. <https://openreview.net/pdf?id=1BIjiaIisi>
- Wang, D., Weisz, J. D., Muller, M., Ram, P., Geyer, W., Dugan, C., Tausczik, Y., Samulowitz, H., & Gray, A. (2019). Human-AI collaboration in data science: Exploring data scientists' perceptions of automated AI. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 3(CSCW), Article 211. <https://doi.org/10.1145/3359313>
- Wild, C. J., & Pfannkuch, M. (1999). Statistical thinking in empirical enquiry. *International Statistical Review*, 67(3), 223-248. <https://doi.org/10.1111/j.1751-5823.1999.tb00442.x>
- Witte, V., Schwering, A., & Frischmeier, D. (2024). Strengthening data literacy in K-12 education: A scoping review. *Education Sciences*, 15(1), 25. <https://doi.org/10.3390/educsci15010025>
- Wolff, A., Gooch, D., Montaner, J.J.C., Rashid, U. and Kortuem, G. (2016), "Creating an understanding of data literacy for a data-driven society", *Journal of Community Informatics*, Vol. 12 No. 3, pp. 9-26, doi: [10.15358/joci.v12i3.3275](https://doi.org/10.15358/joci.v12i3.3275).
- Wu, D. D. (2025). A data science framework for AI-driven innovation within organizations. *Issues in Information Systems*, 26(1), 110-125. https://doi.org/10.48009/1_iis_109
- Wu, X., Xu, T., & Zhang, Y. (2023). Research on the data analysis knowledge assessment of pre-service teachers from China based on cognitive diagnostic assessment. *Current Psychology*, 42(6), 4885-4899. <https://doi.org/10.1007/s12144-021-01836-y>
- Xie, J., Sun, L., & Zhao, Y. F. (2025). On the data quality and imbalance in machine learning-based design and manufacturing—A systematic review. *Engineering*, 45(2), 105-131. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2024.04.024>
- Yim, I. H. Y., & Su, J. (2025). Artificial intelligence (AI) learning tools in K-12 education: A scoping review. *Journal of Computers in Education*, 12(1), 93-131.

Yin, Z., Chinta, S. V., Wang, Z., Gonzalez, M., & Zhang, W. (2024). FairAIED: Navigating fairness, bias, and ethics in educational AI applications. *arXiv preprint*.

Zhou, X., Li, Y., Chai, C. S., & Chiu, T. K. F. (2025). Defining, enhancing, and assessing artificial intelligence literacy and competency in K-12 education from a systematic review. *Interactive Learning Environments*, Advanced online publication, <https://doi.org/10.1080/10494820.2025.2487538>.

زودآیند ویراستاری نشده (نشریه بازیابی دانش و نظام‌های معنایی)

Developing a Model for AI-Driven Data Science Literacy in Students: A Meta-Synthesis Approach

Abstract

The primary objective of this study was to develop a comprehensive model for fostering AI-driven data science literacy among students. Utilizing a meta-synthesis approach and a theory-building qualitative method, the research integrates precursors, processes, and outcomes into a unified framework. A systematic search was conducted using keywords such as "data science literacy," "artificial intelligence," and "machine intelligence" across prominent international databases (Wiley, ScienceDirect, Taylor & Francis, ProQuest, Scopus, and Emerald) as well as Persian databases (Magiran, Noormags, and SID). Following a rigorous screening process, 77 articles were selected for final analysis. Data were analyzed through grounded theory using open and axial coding. The findings revealed that the precursors of AI-driven data science literacy comprise three main themes: theoretical and strategic curriculum frameworks, teacher competencies, and student competencies (encompassing 59 open codes). The process of literacy development is structured into seven main themes supported by eight specific categories of digital tools and platforms. Additionally, the outcomes are classified into three core dimensions: academic-cognitive, metacognitive-affective, and social-ethical (spanning 15 open codes). The results indicate that this model empowers students for informed and responsible participation in a data-driven society. Ultimately, the study emphasizes that achieving robust data science literacy necessitates data-centric curricula and sustained professional development for teachers to transition from traditional roles to AI-augmented learning facilitators.

Keywords: Data Science Literacy, Artificial Intelligence, Students.