



The Impact of Algorithmic Entrepreneurship and Multilateral Sustainable Development: Examining the Mediating Role of Data-Driven Capabilities

Abolghasem Arabiun*

Department of Technological Entrepreneurship, Faculty of Entrepreneurship, University of Tehran, Tehran, Iran
(Corresponding Author).
E-mail: arabiun@ut.ac.ir

Taha Moeini Jazani

Department of Technological Entrepreneurship, Faculty of Entrepreneurship, University of Tehran, Tehran, Iran.
E-mail: moeini@ut.ac.ir

ABSTRACT

Objective: The convergence of digitalization and sustainability is reshaping modern business, highlighting new entrepreneurial forms like Algorithmic Entrepreneurship (AE) the automation or augmentation of core entrepreneurial functions by intelligent systems. While the potential of AE and related digital technologies to advance sustainable development is widely acknowledged, the precise mechanisms through which they foster sustainable outcomes remain empirically unexamined and theoretically underexplored. This study addresses this critical gap by investigating the relationship between AE and Multilateral Sustainable Development (MLSD), defined as the firm-level achievement of balanced economic, social, and environmental value for multiple stakeholders (e.g., shareholders, society, employees). It proposes and tests a model where this relationship is critically mediated by Data-Driven Entrepreneurship (DDE) the practice of using data analytics as a foundational resource for creating and managing ventures. The central research question examines this mediating pathway, hypothesizing that AE positively influences DDE, which in turn positively influences MLSD.

Method: This study employed a quantitative, deductive research approach with a cross-sectional survey design to test the hypothesized model. Data was collected from 500 founders and senior managers of technology-based SMEs and startups operating in Tehran, Iran, a key regional entrepreneurial hub. Participants were selected using a stratified random sampling approach to ensure proportional representation across industry sectors and firm sizes. The measurement instrument was a structured questionnaire with all items rated on a seven-point Likert scale. Key constructs were measured using validated scales adapted from prior literature: a 5-item scale for AE, a 5-item scale for DDE, and a 9-item scale for MLSD, which was operationalized as Triple-Bottom-Line (TBL) performance. A rigorous three-stage validation protocol—including an expert content validity panel, a meticulous translation/back-translation procedure, and a full psychometric assessment—ensured the instrument's robustness. The model was tested using Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM).

Results: The measurement model demonstrated excellent reliability and validity, meeting all standard criteria for quantitative research. Internal consistency was confirmed with Cronbach's Alpha and Composite Reliability values exceeding the 0.70 threshold for all constructs. Convergent validity was established with Average Variance Extracted (AVE) values well above 0.50, and discriminant validity was confirmed via the Fornell-Larcker criterion and Heterotrait-Monotrait (HTMT) ratios, which were all below the 0.85 threshold. The structural model analysis revealed significant findings, and all four hypotheses were supported. A strong positive effect of AE on DDE was found ($\beta=0.600$, $p<0.001$), supporting H2. DDE, in turn, had a strong positive effect on MLSD ($\beta=0.501$, $p<0.001$), supporting H3. Crucially, a significant and positive indirect effect of AE on MLSD through DDE was confirmed ($\beta=0.301$, $p<0.001$), supporting the mediation hypothesis (H4). The direct effect of AE on MLSD also remained significant ($\beta=0.199$, $p<0.001$), establishing DDE's role as a partial mediator. The model successfully explained a substantial 54.8% of the variance in MLSD.

Conclusion: This study concludes that Data-Driven Entrepreneurship (DDE) is a crucial, partial mediator in the positive relationship between Algorithmic Entrepreneurship (AE) and Multilateral Sustainable Development (MLSD). The primary finding is that while AE offers direct sustainability benefits, its full potential is realized by fostering the data capabilities that translate algorithmic insights into measurable triple-bottom-line outcomes. Algorithms act as analytical engines, but DDE provides the strategic framework necessary for value creation. This research contributes to the Resource-Based View (RBV) and

Dynamic Capabilities Theory (DCT) by framing AE and DDE as critical, hard-to-imitate organizational capabilities for achieving a sustainable competitive advantage in a digital world. Practically, the findings advise entrepreneurs to strategically pair algorithmic tools with a robust data-centric culture to drive sustainable innovation. For policymakers, it highlights the need to support digital ecosystems through funding and infrastructure while establishing clear ethical guidelines to ensure responsible technological progress. Key limitations include the context-specific sample and cross-sectional design, pointing to future research needs in diverse settings and with longitudinal data to establish causality.

Keywords: *Algorithmic Entrepreneurship, Data-Driven Entrepreneurship, Multilateral Sustainable Development (MLSD), Triple Bottom Line (TBL), PLS-SEM.*

Cite this article: Arabiun, A. & Moeini Jazani, T. (2026). The Impact of Algorithmic Entrepreneurship and Multilateral Sustainable Development: Examining the Mediating Role of Data-Driven Capabilities. *Journal of Entrepreneurship Development*, 18(5), 243- 266. [http://doi.org/ 10.22059/jed.2025.402395.654581](http://doi.org/10.22059/jed.2025.402395.654581) (in Persian)

Received: 2025-9-17; **Revised:** 2025-11-08; **Accepted:** 2025-12-24; **Published online:** 2026-02-09

© The Author(s).

Article type: Research

Publisher: University of Tehran Press.

Doi:

Ethical Considerations

The authors avoided data fabrication, falsification, plagiarism, and misconduct.

Funding

This research did not receive any specific grant from funding agencies in the public, commercial, or not-for-profit sectors.

Conflict of Interest

The authors declare no conflict of interest.



تأثیر کارآفرینی الگوریتمی و توسعه پایدار چندجانبه: بررسی نقش میانجی قابلیت‌های داده‌محور

ابوالقاسم عربیون * 

نویسنده مسئول، گروه کارآفرینی فناورانه، دانشکده مدیریت کارآفرینی، دانشگاه تهران، تهران، ایران.
رایانامه: arabiun@ut.ac.ir

طاها معینی جزئی 

گروه کارآفرینی فناورانه، دانشکده مدیریت کارآفرینی، دانشگاه تهران، تهران، ایران.
رایانامه: tmoeini@ut.ac.ir

چکیده

هدف: همگرایی دیجیتالی‌سازی و پایداری در حال تغییر شکل کسب‌وکارهای مدرن است و اشکال جدیدی از کارآفرینی مانند کارآفرینی الگوریتمی (AE)^۱ را برجسته می‌سازد—یعنی خودکارسازی یا تقویت کارکردهای اصلی کارآفرینانه توسط سیستم‌های هوشمند. در حالی که پتانسیل AE و فناوری‌های دیجیتال مرتبط با آن برای پیشبرد توسعه پایدار به طور گسترده‌ای پذیرفته شده است، سازوکارهای دقیقی که از طریق آن‌ها این فناوری‌ها به نتایج پایدار منجر می‌شوند، از نظر تجربی بررسی نشده و از نظر نظری کمتر توسعه‌یافته باقی مانده‌اند. این مطالعه با بررسی رابطه بین AE و توسعه پایدار چندجانبه (MLSD)^۲ این شکاف تحقیقاتی مهم را برطرف می‌کند. MLSD به عنوان دستیابی شرکت به ارزش متوازن اقتصادی، اجتماعی و زیست‌محیطی برای ذی‌نفعان متعدد (مانند سهامداران، جامعه، کارکنان) تعریف می‌شود. این پژوهش مدلی را ارائه و آزمون می‌کند که در آن، این رابطه به طور حیاتی توسط کارآفرینی داده‌محور (DDE)^۳ میانجی‌گری می‌شود—یعنی عمل استفاده از تحلیل داده به عنوان یک منبع بنیادی برای ایجاد و مدیریت کسب‌وکار. پرسش اصلی تحقیق، این مسیر میانجی را بررسی کرده و فرض می‌کند که AE بر DDE و DDE نیز به نوبه خود بر MLSD تأثیر مثبت دارد.

روش: این مطالعه از یک رویکرد تحقیق کمی و استنتاجی با طرح پیمایش مقطعی برای آزمون مدل مفهومی استفاده کرده است. داده‌ها از ۵۰۰ بنیان‌گذار و مدیر ارشد شرکت‌های کوچک و متوسط مبتنی بر فناوری و استارت‌آپ‌های فعال در تهران، ایران، که یک قطب کارآفرینی کلیدی در منطقه است، گردآوری شد. شرکت‌کنندگان با استفاده از روش نمونه‌گیری تصادفی طبقه‌بندی شده انتخاب شدند تا نمایندگی متناسب در بخش‌های مختلف صنعت و اندازه‌های شرکت تضمین شود. ابزار اندازه‌گیری یک پرسشنامه ساختاریافته با گویه‌هایی بر اساس مقیاس هفت‌درجه‌ای لیکرت بود. سازه‌های کلیدی با استفاده از مقیاس‌های معتبر اقتباس شده از ادبیات پیشین اندازه‌گیری شدند: یک مقیاس ۵ گویه‌ای برای AE یک مقیاس ۵ گویه‌ای برای DDE و یک مقیاس ۹ گویه‌ای برای MLSD که به عنوان عملکرد سه‌گانه (TBL)^۴ عملیاتی شد یک پروتکل اعتبارسنجی دقیق سه‌مرحله‌ای—شامل پنل متخصصان برای روایی محتوا، فرآیند دقیق ترجمه و ترجمه معکوس، و ارزیابی کامل روان‌سنجی—اعتبار ابزار را تضمین کرد. مدل فرضی با استفاده از مدل‌سازی معادلات ساختاری به روش حداقل مربعات جزئی (PLS-SEM)^۵ آزمون شد.

یافته‌ها: مدل اندازه‌گیری پایایی و روایی بسیار خوبی را نشان داد و تمام معیارهای استاندارد تحقیقات کمی را برآورده کرد. سازگاری درونی با مقادیر آلفای کرونباخ و پایایی ترکیبی بالاتر از آستانه ۰.۷۰ برای همه سازه‌ها تأیید شد. روایی همگرا با مقادیر میانگین واریانس استخراج شده (AVE)^۶ بسیار بالاتر از ۰.۵۰ برقرار بود و روایی واگرا از طریق معیار فورنل-لارکر^۷ و نسبت‌های هتروتریت-مونوتریت

1. Algorithmic Entrepreneurship
2. Multilateral Sustainable Development
3. Data-Driven Entrepreneurship
4. Triple-Bottom-Line
5. Partial Least Squares Structural Equation Modeling
6. Average Variance Extracted
7. Fornell & Larcker

(HTMT)^۱ که همگی زیر آستانه ۰.۸۵ بودند، تأیید شد. تحلیل مدل ساختاری نتایج معناداری را آشکار ساخت و هر چهار فرضیه تأیید شدند. تأثیر مثبت و قوی AE بر DDE مشاهده شد ($p < 0.001, \beta = 0.600$) که H2 را تأیید کرد. DDE نیز به نوبه خود تأثیر مثبت و قوی بر MLSD داشت ($p < 0.001, \beta = 0.501$) که مؤید H3 بود. نکته بسیار مهم، تأیید اثر غیرمستقیم، مثبت و معنادار AE بر MLSD از طریق DDE بود ($p < 0.001, \beta = 0.301$) که فرضیه میانجی‌گری (H4) را تأیید کرد. اثر مستقیم AE بر MLSD نیز معنادار باقی ماند ($p < 0.001, \beta = 0.199$)، که نقش DDE را به عنوان یک میانجی جزئی تثبیت کرد. این مدل توانست ۵۴.۸ درصد از واریانس MLSD را تبیین کند.

نتیجه: این پژوهش نتیجه می‌گیرد که کارآفرینی داده‌محور (DDE) یک میانجی جزئی و حیاتی در رابطه مثبت بین کارآفرینی الگوریتمی (AE) و توسعه پایدار چندجانبه (MLSD) است. یافته اصلی این است که اگرچه AE مزایای پایداری مستقیمی را به همراه دارد، اما پتانسیل کامل آن از طریق تقویت قابلیت‌های داده‌محور که بینش‌های الگوریتمی را به نتایج قابل‌سنجش در سه حوزه اصلی تبدیل می‌کنند، محقق می‌شود. الگوریتم‌ها به عنوان موتورهای تحلیلی عمل می‌کنند، اما DDE چارچوب استراتژیک لازم برای خلق ارزش را فراهم می‌آورد. این تحقیق با معرفی AE و DDE به عنوان قابلیت‌های سازمانی حیاتی و دشوار برای تقلید جهت دستیابی به مزیت رقابتی پایدار در دنیای دیجیتال، به دیدگاه مبتنی بر منابع (RBV)^۲ و نظریه قابلیت‌های پویا (DCT)^۳ کمک می‌کند. از نظر کاربردی، این یافته‌ها به کارآفرینان توصیه می‌کند که ابزارهای الگوریتمی را با یک فرهنگ داده‌محور قوی به صورت استراتژیک ترکیب کنند تا نوآوری پایدار را هدایت نمایند. برای سیاست‌گذاران، این مطالعه بر لزوم حمایت از اکوسیستم‌های دیجیتال از طریق تأمین مالی و زیرساخت و همچنین تدوین دستورالعمل‌های اخلاقی شفاف برای تضمین پیشرفت فناورانه مسئولانه تأکید می‌کند. محدودیت‌های اصلی شامل نمونه محدود به یک منطقه و طرح مقطعی است که نیاز به تحقیقات آتی در زمینه‌های متنوع و با داده‌های طولی برای اثبات علیت را نشان می‌دهد.

کلیدواژه‌ها: کارآفرینی الگوریتمی؛ کارآفرینی داده‌محور؛ توسعه پایدار چندجانبه (MLSD)؛ رویکرد سه‌گانه (TBL)؛ مدل‌سازی معادلات ساختاری به روش حداقل مربعات جزئی (PLS-SEM)

استناد به این مقاله: عربیون، ا.؛ معینی جزنی، ط. (۱۴۰۴). تأثیر کارآفرینی الگوریتمی و توسعه پایدار چندجانبه: بررسی نقش میانجی قابلیت‌های داده‌محور. توسعه کارآفرینی. ۱۸ (۵)، ۲۴۳-۲۶۶. <http://doi.org/10.22059/jed.2025.402395.654581>

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۶/۲۶؛ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۸/۱۷؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۰/۳؛ تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۱۱/۲۰
نوع مقاله: پژوهشی
ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.



1. Heterotrait-Monotrait
2. Resource-Based View
3. Dynamic Capabilities Theory

۱. مقدمه

چشم‌انداز کسب‌وکار معاصر تحت تأثیر نیروهای قدرتمند و درهم‌تنیده‌ی دیجیتالی‌سازی و پایداری در حال تغییر شکل است (هولزمن و گرگوری^۱، ۲۰۲۳). پیشرفت‌های سریع در فناوری‌های تحول‌آفرین مانند هوش مصنوعی (AI)^۲، یادگیری ماشین (ML)^۳ و تحلیل داده‌های بزرگ، شیوه راه‌اندازی، مدیریت و رشد کسب‌وکارها را متحول کرده است (اولار^۴ و همکاران، ۲۰۲۴؛ بیکلی^۵ و همکاران، ۲۰۲۵؛ چالمرز^۶ و همکاران، ۲۰۲۱؛ فیلسر^۷ و همکاران، ۲۰۱۹). همزمان، تمرکز جهانی بر روی مقابله با چالش‌های بزرگ اجتماعی و زیست‌محیطی—که در اهداف توسعه پایدار سازمان ملل (SDGs)^۸ برجسته شده است—کارآفرینی پایدار را در خط مقدم برنامه‌های تحقیقاتی دانشگاهی و سیاست‌گذاری قرار داده است (جانسون و شلتگر^۹، ۲۰۲۰). در این پارادایم در حال تحول، کارآفرینی دیگر صرفاً به معنای سودآوری نیست؛ بلکه به طور فزاینده‌ای از آن خواسته می‌شود تا با رویکرد سه‌گانه (TBL)، ارزش هم‌افزای اقتصادی، اجتماعی و زیست‌محیطی خلق کند (گو^{۱۰} و همکاران، ۲۰۲۱؛ شهید^{۱۱} و همکاران، ۲۰۲۳).

در این مطالعه، ما توسعه پایدار چندجانبه (MLSD) را به عنوان دستیابی یک شرکت به نتایج پایداری مفهوم‌سازی می‌کنیم که از نظر اهمیت، چندجانبه هستند—یعنی به طور همزمان برای گروه‌های ذینفع مختلف (مانند سهامداران، کارمندان، جامعه، نهادهای نظارتی) ارزش‌آفرینی می‌کنند. ما این مفهوم را با استفاده از چارچوب سه‌گانه (TBL) عملیاتی می‌کنیم که توانایی یک شرکت را در ایجاد توازن میان این منافع گوناگون در سه بُعد عملکرد اقتصادی، اجتماعی و زیست‌محیطی می‌سنجد. برای شفاف‌سازی، استفاده ما از واژه “چندجانبه” به اهمیت نتایج برای ذینفعان اشاره دارد، نه به همکاری رسمی بین‌سازمانی که خارج از محدوده مدل ما قرار دارد. تمرکز ما بر ظرفیت داخلی شرکت برای ایجاد این ارزش متوازن و چندذینفعی است.

همگرایی دیجیتالی‌سازی و پایداری، ظهور اشکال جدید کارآفرینی را تسریع کرده است. در مرکز این اشکال، کارآفرینی الگوریتمی (AE) قرار دارد؛ مفهومی که به خودکارسازی یا تقویت کارکردهای اصلی کارآفرینانه—مانند شناسایی فرصت، تخصیص منابع و تصمیم‌گیری—توسط سیستم‌های هوشمند اشاره دارد (انسر^{۱۲} و همکاران، ۲۰۲۴؛ گریمالدی^{۱۳} و همکاران، ۲۰۲۵؛ نامبیسان^{۱۴} و همکاران، ۲۰۱۹؛ روندی^{۱۵}، ۲۰۲۲). کارآفرینی الگوریتمی عمیقاً با کارآفرینی داده‌محور (DDE) در هم تنیده است، که تحلیل داده را به عنوان ستون اصلی برای نوآوری استراتژیک، خلق ارزش و سنجش تأثیر معرفی می‌کند (گریمالدی و همکاران، ۲۰۲۵؛ هی^{۱۶} و همکاران، ۲۰۲۰).

1. Holzmann & Gregori

2. Artificial Intelligence

3. Machine Learning

4. Avelar

5. Bickley

6. Chalmers

7. Filser

8. Sustainable Development Goals

9. Johnson & Schaltegger

10. Gu

11. Shahid

12. Anser

13. Grimaldi

14. Nambisan

15. Roundy

16. He

با وجود اجماع روزافزون مبنی بر اینکه فناوری‌های دیجیتال پتانسیل قابل توجهی برای پیشبرد توسعه پایدار دارند (جرج^۱ و همکاران، ۲۰۲۱)، سازوکارهای دقیقی که از طریق آن‌ها فرآیندهای الگوریتمی و داده‌محور اهداف چندوجهی پایداری را شکل می‌دهند، هنوز به طور کامل درک نشده‌اند و هم از نظر نظری و هم از نظر تجربی کمتر مورد بررسی قرار گرفته‌اند (جانسون و شلتگر، ۲۰۲۰). ادبیات موجود تأیید می‌کند که کارآفرینی پایدار پدیده‌ای چندسطحی است که فعالیت‌های سطح کسب‌وکار را به تحولات گسترده‌تر بازار و جامعه مرتبط می‌سازد. با این حال، این حوزه از نظر مفهومی همچنان پراکنده است و چارچوب‌های یکپارچه کمی وجود دارند که توضیح دهند چگونه کارآفرینان می‌توانند به طور مؤثر تنش‌های ذاتی میان منطق‌های تجاری، اجتماعی و زیست‌محیطی را—به‌ویژه در دنیای دیجیتال—مدیریت کنند (هولزمن و گرگوری، ۲۰۲۳). درحالی‌که ظهور هوش مصنوعی و داده‌های بزرگ به عنوان “عصری جدید” برای کارآفرینی اعلام شده است (اوبشونکو و آدرستچ^۲، ۲۰۲۰)، تحقیقات دقیقی برای روشن ساختن تأثیر آن‌ها بر نتایج سه‌گانه (TBL) و نقش میانجی شیوه‌های داده‌محور مورد نیاز است.

در پاسخ به این شکاف تحقیقاتی، این مقاله نه تنها رابطه مستقیم کارآفرینی الگوریتمی (AE) و توسعه پایدار چندجانبه (MLSD) را بررسی می‌کند، بلکه سازوکار کلیدی این انتقال را نیز می‌آزماید. بر این اساس، پرسش اصلی تحقیق (RQ) به این صورت مطرح می‌شود: کارآفرینی الگوریتمی (AE) چگونه بر عملکرد سه‌بعدی توسعه پایدار چندجانبه (MLSD) اثر می‌گذارد، و آیا این اثر با میانجی‌گری کارآفرینی داده‌محور (DDE) توضیح داده می‌شود؟

برای پاسخ به این پرسش، ما یک مدل مفهومی قابل آزمون را توسعه و ارائه می‌دهیم که مفاهیم AE، DDE و توسعه پایدار چندجانبه را در یک چارچوب تحقیقاتی یکپارچه ادغام می‌کند. این پژوهش سه دستورالعمل اصلی را دنبال می‌کند. نخست، ما کارآفرینی الگوریتمی را به عنوان یک سازه متمایز مفهوم‌سازی و جایگاه‌یابی کرده و تأثیرات آتی آن بر پایداری را بررسی می‌کنیم (شیانگان و ژنگوی^۳، ۲۰۲۵). دوم، ما مسیر حیاتی را که از طریق آن پتانسیل الگوریتمی AE به تأثیر پایدار تبدیل می‌شود، با بررسی نقش میانجی کارآفرینی داده‌محور روشن می‌سازیم. سوم، این تحقیق بینش‌های کاربردی برای کارآفرینانی که به دنبال استفاده از هوش مصنوعی برای نوآوری پایدار هستند، و برای سیاست‌گذارانی که در پی ایجاد اکوسیستم‌های کارآفرینی حامی پیشرفت دیجیتال و توسعه مسئولانه و پایدار هستند، ارائه می‌دهد (هوانگ^۴ و همکاران، ۲۰۲۳؛ روی^۵، ۲۰۲۲).

۲. مروری بر مبانی نظری و پیشینه پژوهش

۱.۲. کارآفرینی پایدار و ابعاد چندجانبه آن

کارآفرینی پایدار به عنوان فرآیند کشف، خلق و بهره‌برداری از فرصت‌های کارآفرینانه‌ای تعریف می‌شود که مستقیماً به پایداری کمک کرده و رفاه اقتصادی، اجتماعی و زیست‌محیطی ایجاد می‌کنند (جانسون و شلتگر، ۲۰۲۰؛ شفر و مچرزاک^۶، ۲۰۲۲). این پارادایم با تبدیل شکست‌های بازار مانند تخریب محیط زیست و نابرابری اجتماعی به فرصت‌های تجاری قابل دوام، به آن‌ها رسیدگی می‌کند (کوهن و وین^۷، ۲۰۰۷؛ دین و مکمولن^۸، ۲۰۰۷). دستیابی به

1. George
2. Obschonka & Audretsch
3. Xianghan & Zhengwei
4. Huang
5. Roy
6. Shepherd & Majchrzak
7. Cohen & Winn
8. Dean & McMullen

آنچه "رویکرد سه‌گانه" (TBL) نامیده می‌شود، مستلزم آن است که کارآفرینان میان سه ستون وابسته به هم توازن برقرار کنند (فیلسر و همکاران، ۲۰۱۹؛ گو و همکاران، ۲۰۲۱):

- پایداری اقتصادی: ایجاد شرکت‌های مقاوم از نظر مالی که رشد اقتصادی را به حرکت درآورده، نوآوری را تقویت کرده و سودآوری بلندمدت را بدون به خطر انداختن یکپارچگی اجتماعی یا زیست‌محیطی تضمین می‌کنند (گو و همکاران، ۲۰۲۱؛ نومن^۱، ۲۰۲۲).

- پایداری اجتماعی: ایجاد ارزش اجتماعی مثبت از طریق رسیدگی به چالش‌های اجتماعی، توانمندسازی جوامع، ترویج عدالت اجتماعی و افزایش رفاه انسانی. این امر شامل ابتکاراتی مانند بهبود دسترسی به مراقبت‌های بهداشتی، تقویت توانمندسازی و ترویج رشد فراگیر است (شهید و همکاران، ۲۰۲۳).

- پایداری زیست‌محیطی: حفاظت از سیستم‌های اکولوژیکی از طریق به حداقل رساندن تأثیرات منفی زیست‌محیطی و ترویج اقدامات مثبت، از جمله مصرف و تولید مسئولانه، کاهش ردپای کربن و توسعه محصولات و فرآیندهای دوستدار محیط زیست (خان^۲ و همکاران، ۲۰۲۱؛ شهید و همکاران، ۲۰۲۳).

دستیابی به این هدف سه‌گانه پیچیده است، زیرا کارآفرینان باید تنش‌های ناشی از منطبق‌های نهادی غالباً متضاد (مانند تقابل بین الزام تجاری و اجتماعی) را مدیریت کنند (گرگوری^۳ و همکاران، ۲۰۱۹). به طور فزاینده، فناوری‌های دیجیتال به عنوان توانمندسازهای قدرتمندی در حال ظهور هستند که به کارآفرینان اجازه می‌دهند مدل‌های کسب‌وکاری را طراحی کنند که قادر به خلق و ارائه همزمان ارزش ترکیبی باشند (گرگوری و هولزمن، ۲۰۲۰؛ هولزمن و گرگوری، ۲۰۲۳).

توسعه پایدار به عنوان یک چارچوب راهنمای جهانی عمل می‌کند که بین رشد اقتصادی، عدالت اجتماعی و حفاظت از محیط زیست توازن برقرار می‌سازد (کمپته محیط زیست^۴، ۱۹۸۷؛ دالسورد^۵، ۲۰۰۸). رویکردهای چندجانبه—تلاش‌های مشترک میان دولت‌ها، کسب‌وکارها و جامعه مدنی—برای مقابله با چالش‌های فرامرزی و دستیابی به اهداف توسعه پایدار (SDGs) ضروری هستند (اسمبلی^۶، ۲۰۱۵؛ ژنگ^۷ و همکاران، ۲۰۲۴).

در این پژوهش، توسعه پایدار چندجانبه (MLSD) بر اساس رویکرد سه‌گانه (Triple Bottom Line) به صورت دستیابی به توازن همزمان ارزش اقتصادی، اجتماعی و زیست‌محیطی در سطح شرکت تعریف و سنجش می‌شود (الکینگتون، ۱۹۹۹؛ گو و همکاران، ۲۰۲۱؛ ویسر و براندتلند، ۱۹۸۷).

۲.۲. ظهور کارآفرینی الگوریتمی

چشم‌انداز کارآفرینی به واسطه ادغام فراگیر دیجیتالی‌سازی، هوش مصنوعی (AI) و تحلیل داده‌های بزرگ، اساساً در حال تغییر شکل است (بیکلی و همکاران، ۲۰۲۵؛ نامبیسان، ۲۰۱۷). کارآفرینی الگوریتمی (AE) به عنوان شیوه‌ای از کسب‌وکار تعریف می‌شود که در آن فرآیندهای کلیدی کارآفرینانه توسط هوش مصنوعی و سیستم‌های هوشمند تقویت یا خودکار می‌شوند. این امر گامی فراتر از دیجیتالی‌سازی صرف است، زیرا وظایف شناختی اصلی به ماشین‌ها

1. Neumann
2. Khan
3. Gregori
4. Commission on Environment
5. Dahlsrud
6. Assembly
7. Zheng

واگذار می‌شود و قضاوت انسانی در کارکردهای کارآفرینانه را تقویت کرده یا حتی جایگزین آن می‌کند (شفر و مچرزاک، ۲۰۲۲).

در رویکرد الگوریتمی، خودکارسازی به واگذاری وظایف تکراری و تحلیلی، به سیستم‌های هوشمند و تقویت ارتقای قضاوت انسانی با بینش‌های الگوریتمی اشاره دارد. همگرایی دیجیتال‌سازی نیز به ادغام زیرساخت داده، ابزارهای تحلیلی و پلتفرم‌های تصمیم‌یار اشاره دارد که زنجیره فرصت‌یابی تا مقیاس را هماهنگ و فعال می‌سازد (چالمرز و همکاران، ۲۰۲۱؛ شفر و مچرزاک، ۲۰۲۲؛ نامیسان، ۲۰۱۷؛ گرگوری و هولزمن، ۲۰۲۰؛ گریمالدی و همکاران، ۲۰۲۵). به عنوان یک حوزه تحقیقاتی نوظهور، کارآفرینی الگوریتمی با چندین حوزه تحول‌آفرین مشخص می‌شود:

• **شناسایی و ارزیابی فرصت:** هوش مصنوعی می‌تواند مجموعه داده‌های عظیم را برای کشف روندها، پیش‌بینی رفتار و شناسایی فرصت‌های جدید برای نوآوری پایدار با سرعت و مقیاسی غیرقابل دسترس برای انسان تحلیل کند (چالمرز و همکاران، ۲۰۲۱؛ مومی^۱ و همکاران، ۲۰۲۵؛ روندی، ۲۰۲۲).

• **تصمیم‌گیری و مدیریت ریسک:** سیستم‌های الگوریتمی با ارائه پیش‌بینی‌های داده‌محور، بهینه‌سازی بده‌بستان‌ها و کاهش عدم قطعیت برای کسب‌وکارهایی که با تنش‌های پایداری مواجه هستند، تصمیم‌گیری کارآفرینانه را بهبود می‌بخشند (گرگوری و هولزمن، ۲۰۲۰).

• **تخصیص منابع و خودکارسازی:** هوش مصنوعی وظایف روتین را خودکار کرده و تخصیص منابع را بهینه می‌سازد، که این امر برای استارت‌آپ‌هایی که در محیط‌های با منابع محدود به دنبال نوآوری صرفه‌جویانه هستند، حیاتی است (شهید و همکاران، ۲۰۲۳؛ شفر و مچرزاک، ۲۰۲۲).

درحالی‌که پتانسیل هوش مصنوعی بسیار زیاد است، اثربخشی آن به کیفیت و کاربرد استراتژیک داده‌ها بستگی دارد (بیکلی و همکاران، ۲۰۲۵). همچنین، شناخت فزاینده‌ای از ریسک‌های احتمالی و پیامدهای ناخواسته تصمیم‌گیری الگوریتمی برای پایداری وجود دارد (روی، ۲۰۲۲). بنابراین، ادبیات تحقیق به طور مداوم بر اهمیت حیاتی شیوه‌های داده‌محور به عنوان بافت پیوندی بین ابزارهای الگوریتمی و نتایج کارآفرینانه تأکید می‌کند.

۳.۲. نقش میانجی کارآفرینی داده‌محور

کارآفرینی دیجیتالی به بهره‌گیری از پلتفرم‌ها و زیرساخت‌های دیجیتال برای خلق و فرایند ارزش اشاره دارد (نامیسان، ۲۰۱۷). کارآفرینی داده‌محور (DDE) زیرمجموعه‌ای از آن است که تصمیم‌سازی و نوآوری در آن مبتنی بر شواهد و تحلیل داده است (گریمالدی و همکاران، ۲۰۲۵).

کارآفرینی داده‌محور (DDE) عمل استفاده از تحلیل داده به عنوان یک منبع بنیادی برای ایجاد و مدیریت کسب‌وکارها است (گریمالدی و همکاران، ۲۰۲۵). این امر شامل جمع‌آوری، تحلیل و کاربرد سیستماتیک داده‌ها برای اطلاع‌رسانی به تصمیمات استراتژیک، تقویت نوآوری در مدل کسب‌وکار و بهبود عملکرد کلی است. DDE زیرساخت‌های فناورانه، ذهنیت داده‌محور و سرمایه اجتماعی را در بر می‌گیرد و کارآفرینان را قادر می‌سازد تا فرصت‌های جدیدی برای تأثیر پایدار کشف و از آن‌ها استفاده کنند (گریمالدی و همکاران، ۲۰۲۵).

هوش مصنوعی و تحلیل داده‌های بزرگ به طور قابل توجهی قابلیت‌های پویا را در کسب‌وکارهای کارآفرینانه تقویت می‌کنند و به آن‌ها اجازه می‌دهند منابع را با فرصت‌های در حال تحول بازار بهتر هماهنگ کنند (دوبی^۲ و همکاران،

1. Mumi

2. Dubey

۲۰۲۰). با این حال، الگوریتم‌ها بدون داده‌های عملی بی‌اثر هستند؛ تنها یک فرهنگ قوی داده‌محور به آن‌ها جان می‌بخشد (همدم^۱ و همکاران، ۲۰۲۲).

شیوه‌های داده‌محور کارآفرینان را قادر می‌سازند تا:

- بینش‌های الگوریتمی را عملیاتی کنند: الگوها و پیش‌بینی‌های تولید شده توسط هوش مصنوعی را به استراتژی‌های تجاری مشخص و راه‌حل‌های نوآورانه تبدیل کنند (سائورا^۲ و همکاران، ۲۰۲۱).
- تأثیر پایدار را اندازه‌گیری و مدیریت کنند: از تحلیل‌ها برای کمی‌سازی عملکرد سه‌گانه (TBL)، پیگیری پیشرفت، تضمین پاسخگویی و برقراری ارتباط شفاف با ذینفعان در مورد تأثیرات استفاده کنند (نومن، ۲۰۲۲).
- نوآوری و چابکی را افزایش دهند: آزمایش سریع و یادگیری سازمانی را تقویت کنند، که به کسب‌وکارها اجازه می‌دهد با بازارهای در حال تغییر و نیازهای ذینفعان سازگار شوند و در نتیجه، تاب‌آوری خود را افزایش دهند (اولار و همکاران، ۲۰۲۴).

این مطالعه فرض می‌کند که DDE سازوکار حیاتی است که از طریق آن AE بر توسعه پایدار تأثیر می‌گذارد؛ بنابراین، تأثیر سیستم‌های الگوریتمی از طریق ظرفیت یک شرکت برای پیاده‌سازی و بهره‌برداری از استراتژی‌های داده‌محور منتقل می‌شود.

۴.۲. مبانی نظری و توسعه فرضیه‌ها

این پژوهش بر چندین نظریه سازمانی تثبیت‌شده استوار است:

- دیدگاه مبتنی بر منابع (RBV): این دیدگاه بیان می‌کند که مزیت رقابتی یک شرکت از منابع منحصر به فرد و باارزش—مانند داده‌های اختصاصی، الگوریتم‌های پیشرفته و تخصص برای ادغام این دارایی‌ها در فرآیندهای کسب‌وکار—ناشی می‌شود (آلوارز و بوسنتیز^۳، ۲۰۰۱؛ شهید و همکاران، ۲۰۲۳).
- نظریه قابلیت‌های پویا (DCT)^۴: بر توانایی سازمان‌ها برای انطباق، پیکربندی مجدد و شناسایی فرصت‌های جدید در محیط‌های به سرعت در حال تغییر، به ویژه در زمینه نوآوری مبتنی بر هوش مصنوعی، تمرکز دارد (دوبی و همکاران، ۲۰۲۰؛ تیس^۵، ۲۰۰۷).
- نظریه ذینفعان: از در نظر گرفتن منافع همه ذینفعان—از جمله بازیگران اجتماعی و زیست‌محیطی—در تصمیمات سازمانی حمایت می‌کند (فریمن و مکوی^۶، ۲۰۰۵).
- رویکرد سه‌گانه (TBL): خواستار خلق ارزش در حوزه‌های اقتصادی، اجتماعی و زیست‌محیطی است (جوریسن^۷، ۲۰۰۰).

با راهنمایی این دیدگاه‌های نظری و مرور ادبیات پیشین، فرضیه‌های زیر ارائه می‌شوند:

- فرضیه ۱: کارآفرینی الگوریتمی با توسعه پایدار چندجانبه ارتباط مثبت دارد.
- فرضیه ۲: کارآفرینی الگوریتمی با کارآفرینی داده‌محور ارتباط مثبت دارد.
- فرضیه ۳: کارآفرینی داده‌محور با توسعه پایدار چندجانبه ارتباط مثبت دارد.

1. Hamdam
2. Saura
3. Alvarez & Busenitz
4. Dynamic Capabilities Theory
5. Teece
6. Freeman & McVea
7. Jeurissen

• فرضیه ۴: کارآفرینی داده‌محور واسطه ارتباط بین کارآفرینی الگوریتمی و توسعه پایدار چندجانبه است.

۳. روش شناسی پژوهش

۱.۳. رویکرد و استراتژی تحقیق

این مطالعه از یک رویکرد تحقیق کمی استفاده می‌کند که با یک استراتژی استنتاجی برای آزمون تجربی روابط فرضی مطرح شده در مدل مفهومی هدایت می‌شود. طرح تحقیق از نوع مقطعی است و منحصرأ بر یک پیمایش ساختاریافته برای گردآوری داده‌های مربوط به نگرش‌ها، شیوه‌ها و عملکرد از نمونه بزرگی از شرکت‌ها در یک مقطع زمانی واحد تکیه دارد. این رویکرد در تحقیقات کارآفرینی برای تعمیم یافته‌ها به یک جمعیت معرف، کاملاً تثبیت شده و مؤثر است (اولار و همکاران، ۲۰۲۴؛ گو و همکاران، ۲۰۲۱).

جدول ۱. تعاریف عملیاتی سازه‌ها

Table 1. Operational definitions of structures

سازه	تعریف عملیاتی	نمونه‌گویه	منبع
AE	شناسایی فرصت، تصمیم‌سازی و تخصیص منابع با هوش مصنوعی	استفاده از AI برای فرصت‌یابی	(چالمرز و همکاران، ۲۰۲۱؛ شفر و مچرزاک، ۲۰۲۲)
DDE	تصمیم‌گیری و نوآوری مبتنی بر تحلیل داده	تصمیمات استراتژیک ما بر داده متکی است	(گریمالدی و همکاران، ۲۰۲۵)
MLSD	عملکرد پایدار اقتصادی، اجتماعی و زیست‌محیطی به‌صورت هم‌زمان	کاهش ضایعات، استخدام محلی، صرفه‌جویی انرژی	(نومن، ۲۰۲۲؛ شهید و همکاران، ۲۰۲۳)

۲.۳. روش گردآوری داده‌ها (طراحی پیمایش)

۱.۲.۳. جامعه هدف و نمونه‌گیری:

جامعه هدف این مطالعه شامل شرکت‌های کوچک و متوسط مبتنی بر فناوری و استارت‌آپ‌های نوآور در تهران، ایران، به عنوان یک قطب کلیدی کارآفرینی در منطقه، بود. ما چارچوب نمونه‌گیری خود را شامل ۱,۴۴۲ شرکت فعال در حوزه فناوری از ترکیبی از منابع رسمی، عمدتاً با استفاده از داده‌های سازمان ثبت شرکت‌های ایران، ایجاد کردیم. برای طبقه‌بندی دقیق صنعتی و شناسایی شرکت‌های دانش‌بنیان، ما این فهرست را با فهرست رسمی شرکت‌های دانش‌بنیان و سایر پایگاه‌های داده عمومی و تجاری مطابقت دادیم.

لازم به ذکر است که اگرچه این فهرست‌ها جامع هستند، چارچوب ما به طور عمدی بر شرکت‌هایی متمرکز بود که در کلان‌شهر تهران ثبت شده و یا عمدتاً در آنجا فعالیت می‌کنند تا یک اکوسیستم کارآفرینی مترکّم و قابل مقایسه را پوشش دهد.

یک رویکرد نمونه‌گیری تصادفی طبقه‌بندی‌شده برای اطمینان از نمایندگی متناسب به کار گرفته شد. شرکت‌ها بر اساس بخش صنعت (مانند فناوری، سلامت، مالی) و اندازه شرکت دسته‌بندی شدند. در هر طبقه، انتخاب تصادفی شرکت‌ها انجام شد. بر اساس فرمول کوکران، حداقل حجم نمونه مورد نیاز ۳۰۴ بود. برای در نظر گرفتن عدم پاسخ احتمالی و اطمینان از یک مجموعه داده قوی، ما پرسشنامه‌ها را بین ۶۵۰ شرکت‌کننده بالقوه توزیع کردیم که منجر به دریافت ۵۰۰ پاسخ معتبر و کامل برای تحلیل نهایی شد (نرخ پاسخ ۷۶.۹٪).

ما با شرکت‌های نمونه‌گیری‌شده از طریق ایمیل و تلفن با استفاده از اطلاعات تماس موجود در فهرست‌ها تماس گرفتیم؛ دعوت‌نامه‌ها شامل یک لینک شخصی‌سازی‌شده و دو یادآوری در فواصل ۷ روزه بود. هیچ انگیزه مالی ارائه

نشد؛ مشارکت مستلزم تأیید نقش بنیان‌گذار/مدیر ارشد بود. واجد شرایط بودن از طریق تطبیق نام و نقش با اطلاعات ثبت‌شده در فهرست‌ها تأیید شد.

برای اطمینان از صلاحیت حرفه‌ای پاسخ‌دهندگان، مشارکت مستلزم تأیید نقش “بنیان‌گذار/مدیر ارشد” بود و تنها این پاسخ‌ها وارد تحلیل نهایی شدند. ترکیب نمونه (جدول ۲) صلاحیت بالای پاسخ‌دهندگان برای گزارش در مورد متغیرهای استراتژیک تحقیق را تأیید می‌کند.

۲.۲.۳. تحلیل سوگیری عدم پاسخ

تحلیل موجی، پاسخ‌دهندگان اولیه و دیرنگام را بر اساس متغیرهای AE، DDE، MLSD (نمرات ترکیبی) و سن/اندازه شرکت مقایسه کرد؛ تمام تفاوت‌ها غیرمعنادار بودند ($|t| \leq 1.40$, $all p \geq 0.16$, $|d| \leq 0.12 SD$)، که نشان‌دهنده سوگیری عدم پاسخ محدود است.

۳.۲.۳. ابزار پیمایش و سنجه‌ها

یک پرسشنامه ساختاریافته برای اندازه‌گیری سازه‌های پنهان مطالعه تدوین شد. تمام مقیاس‌ها از ابزارهای معتبر و تثبیت‌شده برای انطباق با زمینه کارآفرینی مبتنی بر فناوری اقتباس شدند. یک فرآیند اعتبارسنجی جامع و چندمرحله‌ای، که در بخش بعدی به تفصیل شرح داده شده است، برای اطمینان از روایی محتوا، هم‌ارزی مفهومی و ویژگی‌های روان‌سنجی ابزار انجام شد. تمام گویه‌ها بر روی یک مقیاس لیکرت هفت‌درجه‌ای (۱ = “کاملاً مخالفم” تا ۷ = “کاملاً موافقم”) رتبه‌بندی شدند.

کارآفرینی الگوریتمی (AE): ما یک مقیاس ۵ گویه‌ای را از مطالعات مربوط به ایجاد کسب‌وکار و تصمیم‌گیری مبتنی بر هوش مصنوعی اقتباس کردیم (چالمرز و همکاران، ۲۰۲۱؛ شفر و مچرزاک، ۲۰۲۲). این گویه‌ها میزان استفاده شرکت‌ها از سیستم‌های هوشمند برای کارکردهای اصلی کارآفرینانه را می‌سنجند. یک گویه نمونه این است: “شرکت ما از ابزارهای مبتنی بر هوش مصنوعی برای شناسایی فرصت‌های جدید بازار استفاده می‌کند.”

کارآفرینی داده‌محور (DDE): یک مقیاس ۵ گویه‌ای از تحقیقات مربوط به مدل‌های کسب‌وکار داده‌محور اقتباس شد (گریمالدی و همکاران، ۲۰۲۵). این مقیاس قابلیت یک شرکت را در استفاده استراتژیک از تحلیل داده برای هدایت نوآوری و عملیات ارزیابی می‌کند. یک گویه نمونه این است: “تصمیمات استراتژیک در شرکت ما عمدتاً بر اساس تحلیل داده‌ها است تا شهود.”

توسعه پایدار چندجانبه (MLSD): این سازه به عنوان عملکرد سه‌گانه (TBL) عملیاتی شد و با یک مقیاس ۹ گویه‌ای اقتباس‌شده از ادبیات کارآفرینی پایدار اندازه‌گیری شد (نومن، ۲۰۲۲؛ شهید و همکاران، ۲۰۲۳). این سازه شامل سه زیرمقیاس است: عملکرد اقتصادی (۳ گویه)، عملکرد اجتماعی (۳ گویه) و عملکرد زیست‌محیطی (۳ گویه). یک گویه نمونه برای زیرمقیاس زیست‌محیطی این است: “ما به طور مداوم ردپای زیست‌محیطی شرکت خود را نظارت کرده و برای کاهش آن تلاش می‌کنیم.”

متغیرهای کنترل: ما سن شرکت، اندازه (تعداد کارکنان) و بخش صنعت را برای کنترل اثرات مخدوش‌کننده احتمالی لحاظ کردیم (اولار و همکاران، ۲۰۲۴).

۴.۲.۳. اعتبارسنجی ابزار اندازه‌گیری

برای اثبات روایی قوی مقیاس‌های اقتباس‌شده، ما پیش از پیمایش اصلی، یک پروتکل اعتبارسنجی دقیق و سه مرحله‌ای را دنبال کردیم.

مرحله ۱: منشأ مقیاس و روایی محتوای مبتنی بر نظر متخصصان

ابتدا، ما پیشینه کامل هر مقیاس را مستند کردیم، گویه‌های اصلی را با نسخه‌های اقتباس‌شده خود تطبیق دادیم و یک منطق روشن برای هرگونه تغییر ارائه کردیم. سپس، روایی محتوا را از طریق یک پنل رسمی متخصصان برقرار کردیم. این پنل شامل هفت متخصص (چهار دانشگاهی در زمینه کارآفرینی/پایداری و سه کارآفرین ارشد فناوری) بود. آن‌ها ارتباط و وضوح هر گویه را در یک مقیاس ۴ درجه‌ای رتبه‌بندی کردند. سپس ما شاخص روایی محتوای سطح گویه (I-CVI)^۱ و نسبت روایی محتوای لاوشه (CVR)^۲ را محاسبه کردیم. تمام گویه‌های حفظ‌شده از آستانه‌های تعیین‌شده برای یک پنل با این اندازه فراتر رفتند ($I - CVI \geq .78; CVR \geq .78$)، که حمایت کمی قوی از روایی محتوای سنجه‌های ما را فراهم می‌کند.

مرحله ۲: ترجمه و پیش‌آزمون شناختی

برای اطمینان از هم‌ارزی مفهومی برای نمونه مستقر در تهران، ما از یک روش دقیق ترجمه و ترجمه معکوس استفاده کردیم. این فرآیند شامل دو ترجمه مستقل به فارسی، یک جلسه تطبیق و یک ترجمه معکوس بدون اطلاع از متن اصلی به انگلیسی توسط متخصص سوم بود. نسخه ترجمه‌شده معکوس با نسخه اصلی مقایسه شد تا تأیید شود که معنا و ظرافت‌های کلامی حفظ شده‌اند. پس از آن، ما پرسشنامه فارسی را با ۳۲ کارآفرین از جامعه هدف به صورت پایلوت آزمایش کردیم. ما مصاحبه‌های شناختی با این شرکت‌کنندگان برای تأیید برداشت آن‌ها از گویه‌ها انجام دادیم تا از وضوح و ارتباط متنی اطمینان حاصل کنیم. این فرآیند منجر به اصلاحات جزئی در واژه‌بندی برای افزایش درک مطلب شد.

مرحله ۳: اعتبارسنجی روان‌سنجی

در نهایت، با استفاده از داده‌های نمونه اصلی ($n=500$)، ما یک ارزیابی روان‌سنجی کامل را با استفاده از PLS-SEM در نرم‌افزار SmartPLS 3 انجام دادیم. همانطور که در بخش "یافته‌های تحقیق" به تفصیل آمده است، تمام مقیاس‌ها سازگاری درونی، روایی همگرا و روایی واگرایی را نشان دادند و نتایج مراحل اولیه اعتبارسنجی ما را تأیید کردند.

۵.۲.۳. ارزیابی سوگیری روش مشترک

ما واریانس روش مشترک (CMV)^۳ را به صورت رویه‌ای با تضمین گمنامی پاسخ‌دهندگان، جداسازی متغیرهای پیش‌بین و ملاک در پرسشنامه و تنوع در مقیاس‌های پاسخ‌دهی به حداقل رساندیم. از نظر آماری، ما هم‌خطی کامل را با بررسی عامل تورم واریانس (VIF)^۴ برای هر متغیر پنهان در مدل ساختاری ارزیابی کردیم. تمام مقادیر VIF زیر آستانه محافظه‌کارانه ۳.۳ بودند ($AE = 1.563, DDE = 1.563$)، که نشان می‌دهد هم‌خطی چندگانه منبع سوگیری

1. item-level Content Validity Index
2. Lawshe's Content Validity Ratio
3. Common Method Variance
4. Variance Inflation Factor

روش مشترک در داده‌های ما نیست. اگرچه این بررسی‌ها نشان می‌دهد که بعید است CMV یافته‌های ما را آلوده کرده باشد، اما طرح مقطعی به این معناست که نفوذ آن را نمی‌توان به طور کامل رد کرد.

۶.۲.۳. مشخصه‌سازی مرتبه بالاتر

ما توسعه پایدار چندجانبه (MLSD) را به عنوان یک سازه انعکاسی-انعکاسی مرتبه بالاتر مدل‌سازی می‌کنیم که شامل سه بعد انعکاسی مرتبه اول است: عملکرد اقتصادی، اجتماعی و زیست‌محیطی. ما از رویکرد دو مرحله‌ای استفاده می‌کنیم: در مرحله اول، سازه‌های مرتبه اول را تخمین زده و نمرات متغیر پنهان آن‌ها را ذخیره می‌کنیم؛ در مرحله دوم، این نمرات به عنوان شاخص‌های سازه مرتبه دوم MLSD عمل می‌کنند.

۷.۲.۳. ترجمه و آزمون مقدماتی (پایلوت)^۱

با توجه به اینکه مطالعه در ایران انجام شد، یک روش دقیق ترجمه و ترجمه معکوس برای اطمینان از هم‌ارزی مفهومی و تناسب فرهنگی ابزار پیمایش با منبع انگلیسی به کار گرفته شد. ابتدا، دو متخصص دوزبانه مستقل (یکی فارسی‌زبان مسلط به انگلیسی و دیگری انگلیسی‌زبان مسلط به فارسی) گویه‌های اصلی را به فارسی ترجمه کردند. سپس دو مترجم برای رفع اختلافات جزئی و تولید یک نسخه فارسی واحد و اصلاح‌شده با یکدیگر ملاقات کردند. این نسخه تطبیق داده‌شده سپس توسط یک متخصص دوزبانه سوم که گویه‌های اصلی انگلیسی را ندیده بود، به انگلیسی ترجمه معکوس شد. نسخه ترجمه‌شده معکوس با مقیاس اصلی مقایسه شد تا تأیید شود که معنا و ظرافت‌های کلامی گویه‌ها حفظ شده است. در نهایت، پرسشنامه فارسی با نمونه‌ای متشکل از ۳۲ کارآفرین از جامعه هدف به صورت پایلوت آزمایش شد. مصاحبه‌های شناختی با این شرکت‌کنندگان برای بررسی وضوح، ارتباط و تفسیر گویه‌ها انجام شد. بر اساس این بازخورد، اصلاحات جزئی در واژه‌بندی برای افزایش درک مطلب انجام شد که منجر به ابزار نهایی پیمایش گردید.

۳.۳. ویژگی‌های نمونه

ما ۵۰۰ پاسخ معتبر از بنیان‌گذاران و مدیران ارشد شرکت‌های کوچک و متوسط فناوری‌محور و استارت‌آپ‌هایی که عمدتاً در تهران فعالیت می‌کنند، تحلیل کردیم. جدول ۲ ویژگی‌های پاسخ‌دهندگان و شرکت‌ها، از جمله بخش صنعت، اندازه شرکت (تعداد کارکنان)، سن شرکت، نقش پاسخ‌دهنده و جنسیت پاسخ‌دهنده را خلاصه می‌کند.

جدول ۲. ویژگی‌های نمونه (n = 500)

Table 2. Sample characteristics (n = 500)

درصد (%)	تعداد (n)	زیردسته	دسته
40.0	200	فناوری اطلاعات و ارتباطات/نرم‌افزار	بخش صنعت
20.0	100	فین‌تک (فناوری مالی)	
12.0	60	هلت‌تک (فناوری سلامت)	
10.0	50	تولید/سخت‌افزار	
18.0	90	سایر (مانند ادتک، آگری‌تک، خدمات)	
28.0	140	1-9	اندازه شرکت (تعداد کارکنان)
44.0	220	10-49	
22.0	110	50-249	
6.0	30	250 ≥	

درصد (%)	تعداد (n)	زیردسته	دسته
32.0	160	3<	سن شرکت (سال)
36.0	180	3-5	
22.0	110	6-10	
10.0	50	10>	
46.0	230	بنیان‌گذار/مدیرعامل	نقش پاسخ‌دهنده
34.0	170	مدیر ارشد/معاون	
16.0	80	مدیر عملکردی (مثلاً محصول/عملیات)	
4.0	20	سایر (مشخص کنید)	
24.0	120	زن	جنسیت پاسخ‌دهنده
74.0	370	مرد	
2.0	10	ترجیح می‌دهم نگویم	

۴.۳. روش تحلیل داده‌ها

مدل‌سازی معادلات ساختاری با روش حداقل مربعات جزئی (PLS-SEM) با استفاده از نرم‌افزار SmartPLS 3 انجام شد. PLS-SEM به ویژه برای مدل‌های پیش‌بینی‌کننده پیچیده با روابط میانجی مناسب است و الزامات سخت‌گیرانه‌ای برای نرمال بودن داده‌ها ندارد. علاوه بر این، تمرکز آن بر حداکثر کردن واریانس تبیین‌شده سازه‌های وابسته، آن را برای مطالعاتی مانند مطالعه ما، که هدف آن آزمون مسیرهای پیش‌بینی‌کننده در یک چارچوب نظری در حال توسعه است، ایده‌آل می‌سازد (دانا^۱ و همکاران، ۲۰۲۲؛ هنسeler^۲ و همکاران، ۲۰۱۵). مدل سازه مرتبه بالاتر انعکاسی-انعکاسی (HCM)^۳ دو مرحله‌ای برای MLSD در SmartPLS 3 با ۵,۰۰۰ نمونه‌گیری مجدد بوت‌استرپ با تصحیح سوگیری اجرا شد. تحلیل در دو مرحله انجام شد:

- ارزیابی مدل اندازه‌گیری (ارزیابی پایایی و روایی سازه‌های پنهان)
- ارزیابی مدل ساختاری (آزمون روابط فرضی و نقش میانجی)

۵.۳. بررسی روایی و پایایی

پایایی: سازگاری درونی برای هر سازه از طریق آلفای کرونباخ و پایایی ترکیبی (CR)^۴ تأیید شد و آستانه‌های بالاتر از ۰.۷۰ قابل قبول در نظر گرفته شد (دانا و همکاران، ۲۰۲۲).

روایی:

روایی همگرا: توسط میانگین واریانس استخراج‌شده (AVE)، با مقادیر مورد نیاز بالاتر از ۰.۵۰ (فورنل و لکرر، ۱۹۸۱) و با بررسی بارهای عاملی گویه‌ها (همه بالاتر از ۰.۷۰، (هولند^۵، ۱۹۹۹)). ارزیابی شد.

روایی واگرا: با استفاده از معیار فورنل-لارکر^۶ برقرار شد (فورنل و لکرر، ۱۹۸۱).

1. Dana
2. Henseler
3. Hierarchical Component Models
4. Composite Reliability
5. Hulland
6. Fornell-Larcker Criterion

۶.۳. ارزیابی سوگیری روش مشترک

ما واریانس روش مشترک (CMV) را به صورت رویه‌ای به حداقل رساندیم (اطمینان از گمنامی، جداسازی متغیرهای پیش‌بین/ملاک، تنوع در مقیاس‌های پاسخ‌دهی). از نظر آماری، ما $VIF < 3.3$ را نشان دادند، که نشان می‌دهد بعید است CMV تخمین‌ها را دچار سوگیری کند. ما همچنین مدل را با یک نشانگر پنهان اندازه‌گیری شده مجدداً تخمین زدیم؛ ضرایب مسیر اصلی پایدار بودند ($\Delta\beta < .02$). با وجود این بررسی‌ها، با توجه به طرح مقطعی و تک-پاسخ‌دهنده، نمی‌توان CMV را به طور کامل رد کرد.

۷.۳. ملاحظات اخلاقی

این تحقیق به طور کامل به دستورالعمل‌های اخلاقی تثبیت شده پایبند بود. همه شرکت‌کنندگان به طور کامل از هدف مطالعه مطلع شدند، از گمنامی و محرمانگی اطلاعاتشان اطمینان حاصل کردند و مشارکت کاملاً داوطلبانه بود. رضایت آگاهانه قبل از تکمیل پیمایش اخذ شد و تمام پروتکل‌های تحقیق برای اطمینان از انطباق با استانداردهای اخلاقی سازمانی و بین‌المللی مورد بازبینی قرار گرفتند.

۴. یافته‌ها

تحلیل با استفاده از مدل‌سازی معادلات ساختاری به روش حداقل مربعات جزئی (PLS-SEM) در نرم‌افزار SmartPLS 3 انجام شد. داده‌ها در دو مرحله تحلیل شدند: ابتدا ارزیابی مدل اندازه‌گیری و سپس ارزیابی مدل ساختاری برای آزمون فرضیه‌ها. معناداری آماری با استفاده از روش بوت‌استرپینگ با ۵,۰۰۰ نمونه‌گیری مجدد و فواصل اطمینان ۹۵٪ با تصحیح سوگیری تعیین شد.

۱.۴. ارزیابی مدل اندازه‌گیری

مدل اندازه‌گیری از نظر پایایی، روایی همگرا و روایی واگرا ارزیابی شد. تمام ارزیابی‌ها بر روی سازه‌های انعکاسی مرتبه اول انجام شد.

تصریح می‌شود که هر سه سازه پژوهش—کارآفرینی الگوریتمی (AE)، کارآفرینی داده‌محور (DDE) و توسعه پایدار چندجانبه (MLSD)—به صورت بازتابی مدل‌سازی شده‌اند؛ بدین معنا که گویه‌ها بازتاب سازه زیربنایی هستند (نه تکوینی). بر این اساس، پایایی ترکیبی (CR) و آلفای کرونباخ، روایی همگرا و واگرا گزارش و ارزیابی شده است.

۱.۱.۴. سازگاری درونی و روایی همگرا

همانطور که در جدول ۳ نشان داده شده است، تمام سازه‌های مرتبه اول، سازگاری درونی و پایایی قوی نشان دادند. مقادیر آلفای کرونباخ، ضریب پایایی همگون و پایایی ترکیبی (CR) همگی از آستانه پیشنهادی ۰.۷۰ فراتر رفتند. روایی همگرا نیز برقرار بود، زیرا میانگین واریانس استخراج شده (AVE) برای هر سازه بسیار بالاتر از حداقل ۰.۵۰ بود، که نشان می‌دهد هر سازه بیش از نیمی از واریانس شاخص‌های خود را تبیین می‌کند. علاوه بر این، تمام بارهای عاملی گویه‌ها معنادار و بالاتر از ۰.۷۰ بودند.

جدول ۳. مدل اندازه‌گیری: پایایی و روایی همگرایی سازه‌های مرتبه اول

Table 3. Measurement model: Reliability and convergent validity of first-order constructs

سازه	آلفا کرونباخ	ضریب پایایی همگون	پایایی ترکیبی	میانگین واریانس استخراج شده
کارآفرینی الگوریتمی (AE)	0.885	0.887	0.916	0.685
کارآفرینی مبتنی بر داده (DDE)	0.925	0.926	0.943	0.768
عملکرد اقتصادی (Economic Performance)	0.854	0.854	0.911	0.774
عملکرد اجتماعی (Social Performance)	0.811	0.815	0.888	0.725
عملکرد محیطی (Environmental Performance)	0.871	0.873	0.921	0.795

۲.۱.۴. روایی واگرا

روایی واگرا با استفاده از دو معیار تأیید شد. اول، معیار فورنل-لارکر برقرار بود، زیرا جذر AVE برای هر سازه (مقادیر روی قطر اصلی در جدول ۴) بزرگتر از همبستگی آن با هر سازه دیگر است.

جدول ۴. روایی واگرا (معیار فورنل-لارکر)

Table 4. Divergent validity (Fornell-Larker criterion)

SOC	ENV	ECON	DDE	AE	Construct
				0.828	AE
			0.876	0.600	DDE
		0.880	0.602	0.435	ECON
		0.892	0.589	0.428	ENV
0.851	0.718	0.588	0.542	0.384	SOC

نکات: مقادیر روی قطر اصلی، جذر AVE هستند. مقادیر خارج از قطر، همبستگی‌های متغیرهای پنهان هستند. دوم، نسبت هتروتریت-مونوتریت (HTMT)^۱ همبستگی‌ها ارزیابی شد (جدول ۵). تمام مقادیر HTMT زیر آستانه محافظه‌کارانه ۰.۸۵ بودند، که شواهد قوی برای روایی واگرا فراهم می‌کند.

جدول ۵. روایی واگرا (نسبت HTMT)

Table 5. Divergent validity (HTMT ratio)

SOC	ENV	ECON	DDE	AE	Construct
					AE
				0.675	DDE
			0.686	0.501	ECON
		0.716	0.671	0.490	ENV
	0.841	0.697	0.635	0.450	SOC

۲.۴. مدل ساختاری و آزمون فرضیه‌ها

پس از تأیید کیفیت مدل اندازه‌گیری، مدل ساختاری را ارزیابی کردیم. قدرت تبیین مدل قابل توجه بود و ۳۶.۰٪ از واریانس در کارآفرینی داده‌محور ($R^2 = 0.360$) و ۵۴.۸٪ از واریانس در توسعه پایدار چندجانبه ($R^2 = 0.548$) را توضیح داد. ارتباط پیش‌بینی‌کننده مدل با مقادیر $Q2Q2$ استون-گایسر که بسیار بالاتر از صفر بودند تأیید شد ($QDDE2 = 0.270$, $QMLSD2 = 0.395$). تمام مقادیر VIF مدل درونی زیر ۱.۶ بودند که نشان‌دهنده عدم وجود مشکل هم‌خطی است.

1. Heterotrait-Monotrait

نتایج آزمون فرضیه‌ها در جدول ۶ خلاصه شده است. تمام مسیرهای مستقیم و غیرمستقیم فرضی از نظر آماری معنادار بودند.

• H1، که یک رابطه مثبت مستقیم بین کارآفرینی الگوریتمی (AE) و توسعه پایدار چندجانبه (MLSD) را پیشنهاد می‌کرد، تأیید شد ($\beta = 0.199, p < 0.001$).

• H2، که یک رابطه مثبت بین AE و کارآفرینی داده‌محور (DDE) را پیشنهاد می‌کرد، به شدت تأیید شد ($\beta = 0.600, p < 0.001$).

• H3، که یک رابطه مثبت بین DDE و MLSD را پیشنهاد می‌کرد، نیز به شدت تأیید شد ($\beta = 0.501, p < 0.001$).

• در نهایت، H4، فرضیه میانجی‌گری، تأیید شد. رابطه غیرمستقیم بین AE و MLSD از طریق DDE معنادار و مثبت بود ($\beta = 0.301, p < 0.001$). از آنجایی که رابطه مستقیم (H1) همچنان معنادار باقی ماند، این امر نشان‌دهنده میانجی‌گری جزئی است.

جدول ۶. مدل ساختاری و آزمون فرضیه‌ها

Table 6. Structural model and hypothesis testing

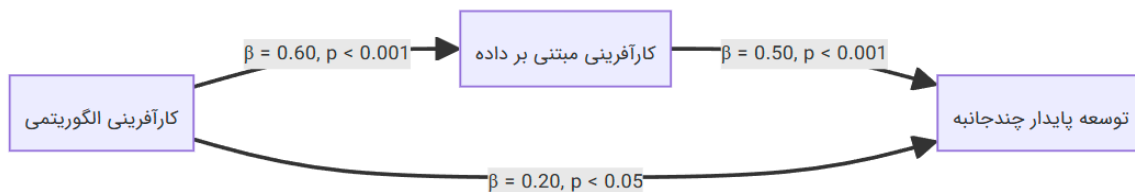
مسیر فرضی	فرضیه	ضریب (β)	خطای استاندارد	مقدار t	مقدار p	فاصله اطمینان ۹۵٪ BCa	نتیجه
AE → MLSD (مستقیم)	H1	0.199	0.051	3.899	0.000	[0.101, 0.298]	پشتیبانی می‌کند
AE → DDE	H2	0.600	0.035	17.027	0.000	[0.530, 0.666]	پشتیبانی می‌کند
DDE → MLSD	H3	0.501	0.048	10.391	0.000	[0.407, 0.595]	پشتیبانی می‌کند
AE → DDE → MLSD (غیرمستقیم)	H4	0.301	0.038	7.960	0.000	[0.228, 0.376]	پشتیبانی می‌کند

۱.۲.۴. متغیرهای کنترل

ما سن شرکت، اندازه شرکت و بخش صنعت را به عنوان متغیرهای کنترل برای هر دو متغیر DDE و MLSD در نظر گرفتیم. اندازه شرکت یک رابطه مثبت حاشیه‌ای با MLSD نشان داد ($\beta = 0.092, p = 0.049$). که نشان می‌دهد شرکت‌های بزرگتر ممکن است منابع بیشتری برای طرح‌های پایداری داشته باشند. با این حال، هیچ یک از متغیرهای کنترل به طور معناداری روابط اصلی در مدل اصلی را تغییر ندادند. ضرایب مسیر برای متغیرهای کنترل به طور کلی کوچک و از نظر آماری معنادار نبودند.

۵. بحث و نتیجه گیری

نتایج ما نشان می دهد که AE به شدت با DDE مرتبط است ($H2: \beta = 0.60, BCa\ 95\% CI [0.53, 0.67], p < .001$)، و DDE نیز به نوبه خود با MLSD رابطه مثبت دارد ($H3: \beta = 0.50, [0.41, 0.59], p < .001$). همچنین AE یک رابطه مستقیم کوچکتر بر MLSD نشان می دهد ($H1: \beta = 0.20, [0.10, 0.30], p < .05$). مسیر غیرمستقیم $AE \rightarrow DDE \rightarrow MLSD$ معنادار است ($H4: \beta = 0.30, [0.23, 0.38], p < .001$)، که نشان دهنده میانجی گری جزئی است. این مدل ۳۶٪ از واریانس در DDE و ۵۵٪ از واریانس در MLSD را تبیین می کند ($SRMR = 0.062; NFI = 0.909$).



شکل ۱. مدل تأییدشده رابطه کارآفرینی الگوریتمی با توسعه پایدار چندجانبه

Figure 1. A validated model of the relationship between algorithmic entrepreneurship and multifaceted sustainable development

۱.۵ نقش میانجی حیاتی کارآفرینی داده محور

مهم ترین دستاورد این مطالعه، روشن ساختن نقش میانجی قدرتمند DDE است. نخست، کارآفرینی الگوریتمی به عنوان یک کاتالیزور برای نوآوری داده محور عمل می کند. مسیر قوی از AE به DDE ($H2\ supported; f^2 = 0.562$) نشان می دهد که الگوریتم ها فراتر از ابزارهای عملیاتی عمل می کنند—آنها یک تغییر استراتژیک به سمت نوآوری داده محور را هدایت می کنند. معرفی استفاده از سیستم های الگوریتمی با توسعه قابلیت های داده ای پیچیده تر مرتبط است، که با ادبیات مربوط به چگونگی ایجاد مسیرهای جدید برای ارزش پایدار توسط فناوری های دیجیتال همسو است (گرگوری و هولزمن، ۲۰۲۰).

دوم، این قابلیت داده محور، مسیر اصلی به سوی تأثیر پایدار است. رابطه معنادار بین DDE و MLSD ($H3\ supported; f^2 = 0.315$) تأیید می کند که ظرفیت تحلیل داده ها و اقدام بر اساس آنها، کارآفرینان را قادر می سازد تا فرصت های پایدار را شناسایی کنند، تخصیص منابع را بهینه سازند و تأثیر سه گانه را اندازه گیری کنند (هی و همکاران، ۲۰۲۰). اتخاذ فناوری های الگوریتمی به تنهایی یک شرط لازم اما ناکافی برای دستیابی به نتایج پایدار قابل توجه است؛ تحول واقعی تنها زمانی حاصل می شود که کارآفرینان این قابلیت های پویای داده ای را پرورش دهند (دوبی و همکاران، ۲۰۲۰). در این مدل، الگوریتم ها به عنوان موتورهای تحلیلی عمل می کنند، در حالی که DDE چارچوب استراتژیک را برای تبدیل تحلیل ها به استراتژی های منسجم و ارزش آفرین فراهم می کند (گرمالدی و همکاران، ۲۰۲۵). به عنوان مثال، یک سیستم هوش مصنوعی ممکن است یک ناکارآمدی در تولید را که بر ردپای کربن شرکت تأثیر می گذارد، برجسته کند، اما این کارآفرین داده محور است که این بینش را تفسیر می کند، عملیات را بازآرایی کرده و بهبود حاصل را اندازه گیری می کند (نومن، ۲۰۲۲).

۲.۵. ظرفیت‌های تأثیر پایدار و جهت‌گیری‌هایی برای تحقیقات آتی

مدل ما یک رابطه مثبت قوی و فراگیر با عملکرد پایدار در سطح شرکت نشان می‌دهد. با این حال، یکی از محدودیت‌های مطالعه ما استفاده از یک سنج کلی TBL است که ما را از تمایز تجربی اثرات در سه ستون پایداری باز می‌دارد. این یک حوزه حیاتی برای تحقیقات آتی است، زیرا تحقیقات پیشین نشان می‌دهد که ابزارهای الگوریتمی ممکن است پیشرفت‌های فوری‌تر و قابل کمی‌سازی‌تری در ابعاد اقتصادی و زیست‌محیطی، که اغلب به کارایی‌های عملیاتی گره خورده‌اند، به همراه داشته باشند (خان و همکاران، ۲۰۲۱؛ نومن، ۲۰۲۲). این امر منجر به این فرضیه مهم می‌شود که پیوند AE-DDE ممکن است نتایج متفاوتی ایجاد کند، پرسشی که تحقیقات آتی باید با آزمون مدل ما در برابر مؤلفه‌های تفکیک‌شده TBL به آن بپردازند.

این موضوع در تضاد با دستیابی به عملکرد اجتماعی است، که اغلب نیازمند ترکیبی دقیق‌تر از بینش‌های داده‌محور با تعامل انسان‌محور با ذینفعان و حاکمیت اخلاقی قوی است (هولزمن و گرگوری، ۲۰۲۳). رابطه مستقیم کوچک اما معنادار AE با عملکرد کلی پایدار ($H1 supported; f^2 = 0.045$) به این پیچیدگی اشاره دارد. این مسیر مستقیم نشان می‌دهد که برخی از کاربردهای الگوریتمی—مانند آنهایی که مستقیماً مصرف انرژی را بهینه می‌کنند یا ضایعات را در لجستیک کاهش می‌دهند—می‌توانند حتی بدون یک استراتژی داده‌ای کاملاً توسعه‌یافته در سطح شرکت، مزایای پایداری ذاتی را فراهم کنند. از نظر نظری، این بدان معناست که برخی از ابزارهای هوش مصنوعی ممکن است دارای مزایای پایداری “درون‌ساخت” باشند که کمتر به تفسیر استراتژیک وابسته هستند و به عنوان بهبوددهنده‌های مستقیم کارایی عمل می‌کنند. این مسیر نیازمند بررسی بیشتر برای تمایز آن از مسیر غیرمستقیم وابسته به استراتژی از طریق DDE است. این نشان می‌دهد که در حالی که الگوریتم‌ها می‌توانند سطح پایه‌ای از مزایا را فراهم کنند، آزادسازی پتانسیل کامل آنها، به ویژه در حوزه اجتماعی، نیازمند یک استراتژی انسانی راهنما است که بر تفکر داده‌محور و اخلاقی استوار باشد (راستوگی و پاندیتا، ۲۰۲۵). تفکیک این اثرات در مطالعات آینده، نقشه راه دقیق‌تری را برای کارآفرینان جهت ایجاد توازن بین این خواسته‌های اغلب متضاد فراهم می‌کند و سیاست‌گذاران را قادر می‌سازد تا مداخلات هدفمندتری را طراحی کنند (هولزمن و گرگوری، ۲۰۲۳).

۳.۵. پیامدهای نظری

این یافته‌ها دیدگاه مبتنی بر منابع (RBV) را با معرفی ابزارهای الگوریتمی و تحلیل داده به عنوان منابع منحصربه‌فرد، باارزش و دشوار برای تقلید که برای دستیابی به مزیت رقابتی پایدار حیاتی هستند، گسترش می‌دهند (شهید و همکاران، ۲۰۲۳). این مطالعه همچنین با شناسایی AE و DDE به عنوان قابلیت‌های مرتبه بالاتر که شرکت‌ها را قادر می‌سازد تا منابع را برای پاسخگویی به فرصت‌های پایدار در حال تحول در یک چشم‌انداز دیجیتال، شناسایی، تصاحب و بازآرایی کنند، به نظریه قابلیت‌های پویا کمک می‌کند (انسر و همکاران، ۲۰۲۴؛ دویی و همکاران، ۲۰۲۰؛ هودک و هوجنیک، ۲۰۲۰؛ تیس، ۲۰۰۷).

لازم به ذکر است که واحد تحلیل در این پژوهش، “قابلیت‌های سازمانی” AE و DDE است، نه مشخصات فنی یک الگوریتم خاص. در عمل، شرکت‌ها از طیف وسیعی از الگوریتم‌ها بهره می‌گیرند (مانند مدل‌های پیش‌بینی مدل‌های

یادگیری ماشین^۱ برای کاهش ضایعات، بهینه‌سازی چندهدفه^۲ برای تراز سه‌گانه ارزش‌آفرینی پایدار^۳، یا یادگیری تقویتی^۴ برای کارایی انرژی، اما بررسی تأثیر هر یک از این الگوریتم‌های فنی، خارج از محدوده این پژوهش و موضوعی برای تحقیقات آتی است.

۶. نتیجه‌گیری و پیشنهادات کاربردی

این پژوهش نقش محوری AE در پیشبرد MLSD را بررسی و تأیید کرد و نشان داد که این رابطه به طور حیاتی توسط DDE میانجی‌گری می‌شود. یافته‌ها نشان می‌دهند که اگرچه اتخاذ فناوری‌های الگوریتمی مستقیماً نتایج پایداری را بهبود می‌بخشد، اما بیشترین تأثیر آنها زمانی حاصل می‌شود که با تصمیم‌گیری قوی داده‌محور همراه شوند؛ اگرچه همکاری چندجانبه در عمل احتمالاً سودمند است، مدل ما معماری‌های همکاری را اندازه‌گیری نمی‌کند. ادغام استراتژیک این رویکردها نه تنها نوآوری و خلق ارزش پایدار را تقویت می‌کند، بلکه نیازمند توجه پیشگیرانه به ریسک‌های اخلاقی و حاکمیت است.

علاوه بر این، با توجه به نایستایی^۵ محیط‌های کارآفرینی و خطر “رانش مفهوم”^۶ در داده‌ها، تعمیم عملی AE نیازمند سازوکارهای یادگیری آنلاین/تطبیقی و بازکالیبراسیون دوره‌ای است. در حالی که این پژوهش قادر به بررسی رابطه علی و پویایی نیست، چرا که از طرح مقطعی استفاده می‌کند. محیط دیجیتال و الزامات مرتبط با مشتری، داده و نوآوری پویا هستند. پیشنهاد می‌شود تحقیقات آتی از طرح‌های طولی^۷ با الگوهای متقاطع^۸ یا مدل‌های پانل با تأخیر متقاطع عرض از مبدا تصادفی^۹ استفاده کنند تا توان بررسی سرعت و تغییر قابلیت‌های AE/DDE را بتوان ارزیابی کرد. با توجه به ماهیت پویای روابط مشتری/ارزش‌داده/نوآوری/شراکت، پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی از الگوی مدل‌های پانل با تأخیر متقاطع عرض از مبدا تصادفی مبتنی بر داده‌های طولی استفاده شود تا مؤلفه‌های “بین‌فردی” و “درون‌فردی” تفکیک و پویایی‌های علی در گذر زمان آزمون شوند (همیگر، کوپر و گراسمن، ۲۰۱۵).

۱.۶. پیشنهادات کاربردی برای کارآفرینان

- استفاده استراتژیک از فناوری‌های الگوریتمی: کارآفرینان باید ابزارهای الگوریتمی را به عنوان دارایی‌های استراتژیک اصلی، و نه صرفاً ابزارهای عملیاتی، برای خودکارسازی و بهینه‌سازی کارکردهای اصلی کسب‌وکار و پیشبرد پایداری به کار گیرند (چالمرز و همکاران، ۲۰۲۱؛ دانا و همکاران، ۲۰۲۲).
- توسعه قابلیت‌های عمیق داده‌محور: در ایجاد زیرساخت‌های داده‌ای قوی، آموزش تحلیل داده و پرورش فرهنگ سازمانی داده‌محور که از تصمیم‌گیری مبتنی بر شواهد پشتیبانی می‌کند، سرمایه‌گذاری کنند (گرمالدی و همکاران، ۲۰۲۵).
- کاربرد یافته‌ها در بسترهای چندذینفعی (پیامد ضمنی): در حالی که مطالعه ما همکاری رسمی را مدل‌سازی نمی‌کند، یافته‌های ما پیامدهای قوی برای کارآفرینانی که در چنین محیط‌هایی فعالیت می‌کنند، دارد. نتایج نشان می‌دهد که شرکت‌ها می‌توانند با ترکیب AE و DDE قوی، به طور مؤثرتری به اهداف چندذینفعی (یعنی دستیابی به MLSD)

1. Machine Learning

2. Multi-Objective Optimization

3. Triple Bottom Line

4. Reinforcement Learning

5. Non-stationary

6. Concept Drift

7. longitudinal

8. Cross-lagged

9. Random Intercept Cross-Lagged Panel Models (RI-CLPM)

کمک کنند. این ترکیب، قابلیت فنی و استراتژیک لازم برای تبدیل بینش‌های الگوریتمی به بهبودهای قابل تأیید در رویکرد سه‌گانه (TBL) را که شرکای خارجی و ذینفعان برای آن ارزش قائل هستند، فراهم می‌کند.

- رسیدگی پیشگیرانه به نگرانی‌های اخلاقی: ریسک‌های اخلاقی مانند سوگیری داده را شناسایی و کاهش دهند و از طریق چارچوب‌های حاکمیتی دقیق و طراحی الگوریتمی مسئولانه، انصاف و شفافیت را تضمین کنند (راستوگی و پاندیتا، ۲۰۲۵).

۲.۶. پیشنهادات کاربردی برای سیاست‌گذاران

- ترویج اکوسیستم‌های کارآفرینی الگوریتمی: با فراهم کردن بودجه، زیرساخت‌های دیجیتال و حمایت نظارتی شفاف برای هوش مصنوعی و فناوری‌های مرتبط، محیط‌های مساعد برای AE را تقویت کنند (بونچکن و کراوس، ۲۰۲۲؛ دانا و همکاران، ۲۰۲۲).
- تشویق به تصمیم‌گیری داده‌محور: از طریق ترویج شفافیت داده‌ها، پاسخگویی و حمایت از طرح‌های آموزشی در زمینه تحلیل داده، یک اقتصاد داده‌محور را پیش ببرند (گرگوری و هولزمن، ۲۰۲۰؛ هی و همکاران، ۲۰۲۰).
- مشارکت در بسترهای چندذینفعی (پیامد ضمنی): در حالی که مطالعه ما ساختارهای همکاری را مدل‌سازی نمی‌کند، کارآفرینانی که در محیط‌های چندذینفعی فعالیت می‌کنند، می‌توانند با ترکیب AE و DDE قوی (شامل حاکمیت، خطوط لوله داده، رویه‌های تصمیم‌گیری) برای تبدیل بینش‌های الگوریتمی به بهبودهای TBL، MLSD را تقویت کنند (هوانگ و همکاران، ۲۰۲۳).
- ایجاد دستورالعمل‌های اخلاقی شفاف: مقرراتی را تنظیم و اجرا کنند که انصاف، شفافیت و پاسخگویی را در هوش مصنوعی و سیستم‌های الگوریتمی ترویج دهد و بدین ترتیب مسئولیت اجتماعی راه‌حل‌های فناورانه را تضمین کند (راستوگی و پاندیتا، ۲۰۲۵).

۳.۶. پیامدها برای توسعه پایدار

با بهره‌گیری از رویکردهای الگوریتمی و داده‌محور، کارآفرینان می‌توانند سهم قابل توجهی در پایداری اقتصادی، اجتماعی و زیست‌محیطی داشته باشند (بیکلی و همکاران، ۲۰۲۵). این هم‌افزایی امکان ایجاد محصولات، خدمات و مدل‌های کسب‌وکار نوآورانه‌ای را فراهم می‌کند که مستقیماً به مسائل مبرم اجتماعی و زیست‌محیطی — از جمله نوآوری‌های صرفه‌جویانه برای جمعیت‌های محروم — می‌پردازند (شهید و همکاران، ۲۰۲۳). مکاری چندجانبه برای مقابله با چالش‌های سیستمی جهانی و تسریع دستیابی به اهداف توسعه پایدار سازمان ملل (SDGs) ضروری است. در نتیجه، به‌کارگیری ابزارهای الگوریتمی، هنگامی که با قابلیت‌های پویای داده‌محور ترکیب شده و توسط استانداردهای اخلاقی قوی هدایت شود، هم نویدبخش فرصت‌های بزرگ و هم نیازمند مسئولیت‌پذیری است. این رویکرد یکپارچه برای تحقق توسعه پایدار و پرورش ارزش فراگیر و بلندمدت در کسب‌وکارهای کارآفرینانه حیاتی است.

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق پژوهش

نویسندگان از جعل داده‌ها، تحریف، سرقت ادبی و سوء رفتار اجتناب کردند.

تعارض منافع

نویسندگان هیچ تضاد منافی را اعلام نمی‌کنند.

References

- Alvarez, S. A., & Busenitz, L. W. (2001). The entrepreneurship of resource-based theory. *Journal of Management*, 27(6), 755–775. <https://doi.org/10.1177/014920630102700609>
- Anser, M. K., Shahzad, M. F., & Xu, S. (2024). Exploring the nexuses between international entrepreneurship and sustainable development of organizational goals: mediating role of artificial intelligence technologies. *Environment, Development and Sustainability*. <https://doi.org/10.1007/s10668-024-05580-8>
- Assembly, G. (2015). Resolution adopted by the General Assembly on 11 September 2015. New York: United Nations, 14.
- Avelar, S., Borges-Tiago, T., Almeida, A., & Tiago, F. (2024). Confluence of sustainable entrepreneurship, innovation, and digitalization in SMEs. *Journal of Business Research*, 170. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.114346>
- Bickley, S. J., Macintyre, A., & Torgler, B. (2025). Artificial Intelligence and Big Data in Sustainable Entrepreneurship. *Journal of Economic Surveys*, 39(1), 103–145. <https://doi.org/10.1111/joes.12611>
- Bouncken, R. B., & Kraus, S. (2022). Entrepreneurial ecosystems in an interconnected world: emergence, governance and digitalization. *Review of Managerial Science*, 16(1). <https://doi.org/10.1007/s11846-021-00444-1>
- Chalmers, D., MacKenzie, N. G., & Carter, S. (2021). Artificial Intelligence and Entrepreneurship: Implications for Venture Creation in the Fourth Industrial Revolution. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 45(5), 1028–1053. <https://doi.org/10.1177/1042258720934581>
- Cohen, B., & Winn, M. I. (2007). Market imperfections, opportunity and sustainable entrepreneurship. *Journal of Business Venturing*, 22(1), 29–49. <https://doi.org/10.1016/j.jbusvent.2004.12.001>
- Commission on Environment, W. (1987). Report of the World Commission on Environment and Development: Our Common Future Towards Sustainable Development 2. Part II. Common Challenges Population and Human Resources 4.
- Dahlsrud, A. (2008). How corporate social responsibility is defined: An analysis of 37 definitions. *Corporate Social Responsibility and Environmental Management*, 15(1), 1–13. <https://doi.org/10.1002/csr.132>
- Dana, L. P., Salamzadeh, A., Hadizadeh, M., Heydari, G., & Shamsoddin, S. (2022). Urban entrepreneurship and sustainable businesses in smart cities: Exploring the role of digital technologies. *Sustainable Technology and Entrepreneurship*, 1(2). <https://doi.org/10.1016/j.stae.2022.100016>
- Dean, T. J., & McMullen, J. S. (2007). Toward a theory of sustainable entrepreneurship: Reducing environmental degradation through entrepreneurial action. *Journal of Business Venturing*, 22(1), 50–76. <https://doi.org/10.1016/j.jbusvent.2005.09.003>
- Dubey, R., Gunasekaran, A., Childe, S. J., Bryde, D. J., Giannakis, M., Foropon, C., Roubaud, D., & Hazen, B. T. (2020). Big data analytics and artificial intelligence pathway to operational performance under the effects of entrepreneurial orientation and environmental dynamism: A study of manufacturing organisations. *International Journal of Production Economics*, 226. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.107599>
- Elkington, John. (1999). *Cannibals with forks : the triple bottom line of 21st century business*. Capstone.
- Filser, M., Kraus, S., Roig-Tierno, N., Kailer, N., & Fischer, U. (2019). Entrepreneurship as catalyst for sustainable development: Opening the black box. *Sustainability (Switzerland)*, 11(16). <https://doi.org/10.3390/su11164503>
- Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating Structural Equation Models with Unobservable Variables and Measurement Error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39. <https://doi.org/10.2307/3151312>

- Freeman, R. E. E., & McVea, J. (2005). A Stakeholder Approach to Strategic Management. SSRN Electronic Journal. <https://doi.org/10.2139/ssrn.263511>
- George, G., Merrill, R. K., & Schillebeeckx, S. J. D. (2021). Digital Sustainability and Entrepreneurship: How Digital Innovations Are Helping Tackle Climate Change and Sustainable Development. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 45(5), 999–1027. <https://doi.org/10.1177/1042258719899425>
- Gregori, P., & Holzmann, P. (2020). Digital sustainable entrepreneurship: A business model perspective on embedding digital technologies for social and environmental value creation. *Journal of Cleaner Production*, 272. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.122817>
- Gregori, P., Wdowiak, M. A., Schwarz, E. J., & Holzmann, P. (2019). Exploring value creation in sustainable entrepreneurship: Insights from the institutional logics perspective and the business model lens. *Sustainability (Switzerland)*, 11(9). <https://doi.org/10.3390/su11092505>
- Grimaldi, M., Troisi, O., Papa, A., & de Nuccio, E. (2025). Conceptualizing data-driven entrepreneurship: from knowledge creation to entrepreneurial opportunities and innovation. *Journal of Technology Transfer*. <https://doi.org/10.1007/s10961-024-10176-5>
- Gu, W., Wang, J., Hua, X., & Liu, Z. (2021). Entrepreneurship and high-quality economic development: based on the triple bottom line of sustainable development. *International Entrepreneurship and Management Journal*, 17(1). <https://doi.org/10.1007/s11365-020-00684-9>
- Hamaker, E. L., Kuiper, R. M., & Grasman, R. P. P. (2015). A critique of the cross-lagged panel model. *Psychological Methods*, 20(1), 102–116. <https://doi.org/10.1037/a0038889>
- Hamdam, A., Jusoh, R., Yahya, Y., Abdul Jalil, A., & Zainal Abidin, N. H. (2022). Auditor judgment and decision-making in big data environment: a proposed research framework. *Accounting Research Journal*, 35(1), 55–70. <https://doi.org/10.1108/ARJ-04-2020-0078>
- He, J., Nazari, M., Zhang, Y., & Cai, N. (2020). Opportunity-based entrepreneurship and environmental quality of sustainable development: A resource and institutional perspective. *Journal of Cleaner Production*, 256. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.120390>
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115–135. <https://doi.org/10.1007/s11747-014-0403-8>
- Holzmann, P., & Gregori, P. (2023). The promise of digital technologies for sustainable entrepreneurship: A systematic literature review and research agenda. In *International Journal of Information Management* (Vol. 68). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2022.102593>
- Huang, Y., Li, P., Bu, Y., & Zhao, G. (2023). What entrepreneurial ecosystem elements promote sustainable entrepreneurship? *Journal of Cleaner Production*, 422. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.138459>
- Hudek, I., & Hojnik, B. B. (2020). Impact of entrepreneurship activity sustainable development. *Problemy Ekorozwoju*, 15(2), 175–183. <https://doi.org/10.35784/pe.2020.2.17>
- Hulland, J. (1999). Use of partial least squares (PLS) in strategic management research: A review of four recent studies. *Strategic Management Journal*, 20(2), 195–204. [https://doi.org/10.1002/\(sici\)1097-0266\(199902\)20:2<195::aid-smj13>3.0.co;2-7](https://doi.org/10.1002/(sici)1097-0266(199902)20:2<195::aid-smj13>3.0.co;2-7)
- Jeurissen, R. (2000). John Elkington, Cannibals With Forks: The Triple Bottom Line of 21st Century Business. *Journal of Business Ethics*, 23(2), 229–231. <https://doi.org/10.1023/A:1006129603978>
- Johnson, M. P., & Schaltegger, S. (2020). Entrepreneurship for Sustainable Development: A Review and Multilevel Causal Mechanism Framework. *Entrepreneurship: Theory and Practice*, 44(6), 1141–1173. <https://doi.org/10.1177/1042258719885368>
- Khan, S. A. R., Zia-ul-haq, H. M., Umar, M., & Yu, Z. (2021). Digital technology and circular economy practices: An strategy to improve organizational performance. *Business Strategy and Development*, 4(4), 482–490. <https://doi.org/10.1002/bsd2.176>

- Mumi, A., Ngammoh, N., & Suwanpakdee, A. (2025). The nexus of artificial intelligence and entrepreneurship research: Bibliometric analysis. In *Sustainable Futures* (Vol. 9). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.sftr.2025.100688>
- Nambisan, S. (2017). Digital Entrepreneurship: Toward a Digital Technology Perspective of Entrepreneurship. *Entrepreneurship: Theory and Practice*, 41(6), 1029–1055. <https://doi.org/10.1111/etap.12254>
- Nambisan, S., Wright, M., & Feldman, M. (2019). The digital transformation of innovation and entrepreneurship: Progress, challenges and key themes. *Research Policy*, 48(8). <https://doi.org/10.1016/j.respol.2019.03.018>
- Neumann, T. (2022). Impact of green entrepreneurship on sustainable development: An ex-post empirical analysis. *Journal of Cleaner Production*, 377. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.134317>
- Obschonka, M., & Audretsch, D. B. (2020). Artificial intelligence and big data in entrepreneurship: a new era has begun. *Small Business Economics*, 55(3), 529–539. <https://doi.org/10.1007/s11187-019-00202-4>
- Rastogi, S., & Pandita, D. (2025). Driving entrepreneurial success: navigating AI-driven transformation through workforce agility and sustainability. *Journal of Innovation and Entrepreneurship*, 14(1). <https://doi.org/10.1186/s13731-025-00554-0>
- Roundy, P. T. (2022). Artificial intelligence and entrepreneurial ecosystems: understanding the implications of algorithmic decision-making for startup communities. *Journal of Ethics in Entrepreneurship and Technology*, 2(1), 23–38. <https://doi.org/10.1108/jeet-07-2022-0011>
- Roy, A. (2022). Identifying beneficiaries for sustainable development in low- and middle-income countries. In *PLOS Sustainability and Transformation* (Vol. 1, Issue 3). Public Library of Science. <https://doi.org/10.1371/journal.pstr.0000003>
- Saura, J. R., Ribeiro-Soriano, D., & Palacios-Marqués, D. (2021). From user-generated data to data-driven innovation: A research agenda to understand user privacy in digital markets. In *International Journal of Information Management* (Vol. 60). Elsevier Ltd. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102331>
- Shahid, M. S., Hossain, M., Shahid, S., & Anwar, T. (2023). Frugal innovation as a source of sustainable entrepreneurship to tackle social and environmental challenges. *Journal of Cleaner Production*, 406. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.137050>
- Shepherd, D. A., & Majchrzak, A. (2022). Machines augmenting entrepreneurs: Opportunities (and threats) at the Nexus of artificial intelligence and entrepreneurship. *Journal of Business Venturing*, 37(4). <https://doi.org/10.1016/j.jbusvent.2022.106227>
- Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance. *Strategic Management Journal*, 28(13), 1319–1350. <https://doi.org/10.1002/smj.640>
- Visser, W., & Brundtland, G. H. (n.d.). Our Common Future ('The Brundtland Report'): World Commission on Environment and Development. In *The Top 50 Sustainability Books* (pp. 52–55). Greenleaf Publishing Limited. https://doi.org/10.9774/GLEAF.978-1-907643-44-6_12
- Xianghan, Z., & Zhengwei, L. (2025). Research on the Impact of Algorithmic Management on Employee Work Behavior in Platform Enterprises. *Journal of Economics and Management Sciences*, 8(2), p99. <https://doi.org/10.30560/jems.v8n2p99>
- Zheng, T., Chai, Z., Zuo, P., & Wang, X. (2024). The Effect of Multilateral Economic Cooperation on Sustainable Natural Resource Development. *Sustainability* (Switzerland), 16(17). <https://doi.org/10.3390/su16177267>