Strategic Management of Organizational Knowledge

Journal homepage: https://jkm.ihu.ac.ir/

Research Article

Investigating the impact of the internet of things ecosystem (IOTE) and big data analysis (BDA) on organizational strategic intelligence with the mediation of value creation ecology in the knowledge-based companies

Reza Saeedi[*1], **Behnam Karamshahi** [2]

1. Associate Professor of Management, Faculty of Management & Economy, University of Shahid Bahonar Kerman, Kerman, Iran, Reza.Saeidi@uk.ac.ir
2. Associate Professor of Accounting, Baft Higher education complex, , Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran, Behnamkaramshahi @uk.ac.ir
Corresponding author: Reza.Saeidi@uk.ac.ir

https://doi.org/10.47176/SMOK.2026.1978

Article Info

Article history:
Received: 12 November 2025
Revised: 16 January 2026
Accepted: 21 May 2026
Published: 28 June 2026

***Keywords*:**
Big Data Analytics (BDA) , Knowledge Management (KM), Orbanizational Strategic Intelligence (OSI), Intenet of Things Ecosystem (IOTE), Value Creation Ecology (VCE).

ABSTRACT

Purpose: This study investigates the impact of the Internet of Things Ecosystem (IOTE) and Big Data Analysis (BDA) on Organizational Strategic Intelligence (OSI), mediated by Value Creation Ecology (VCE), to optimize strategic decision-making and competitiveness.

Methodology: A descriptive-correlational design employed, surveying 208 experts from knowledge-based firms via a validated 48-item questionnaire. Hypotheses were assessed using Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) via SmartPLS 4.0.

Results: The PLS-SEM results showed that the independent variables explained 72.9% of the variance in strategic intelligence. All hypotheses supported: value creation ecology ($\beta = 0.693$), big data analytics ($\beta = 0.462$), and the Internet of Things (IoT) ecosystem ($\beta = 0.375$) each had a positive and statistically significant effect on strategic intelligence. Furthermore, the partial mediating role of value creation ecology confirmed using the Sobel test and VAF index.

Discussion: These findings substantiate that technological infrastructure alone is insufficient for strategic superiority; the synergistic integration of IOTE and BDA through VCE is critical. VCE's partial mediation underscores that while data generation directly bolsters intelligence, ecological alignment amplifies the translation of raw data into strategic foresight. This addresses literature gaps by operationalizing how digital ecosystems catalyze predictive intelligence, transcending traditional descriptive analytics. Consequently, organizations must foster an ecology where data-driven insights intrinsically align with value creation imperatives to fully actualize strategic intelligence.

Conclusion: Cultivating OSI necessitates leveraging interconnected digital ecosystems to transform data into actionable foresight. Organizations must integrate these technologies to drive continuous learning, inter-organizational collaboration, and sustained competitive advantage within dynamic markets.

How to cite this article: Saeedi, R. & Karamshahi, B. (2026). Investigating the impact of the internet of things ecosystem (IOTE) and big data analysis (BDA) on organizational strategic intelligence with the mediation of value creation ecology in the knowledge-based companies. Strategic Management of Organizational Knowledge, 9 (2), 71-101. https://doi.org/10.47176/SMOK.2026.1978

2645-5242/© 2026 © The Author(s) retain the copyright. Published by Imam Hossein University, Iran.
This is an open-access article under the CC-BY 4.0 license. (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Introduction

Organizational intelligence has become a key driver of productivity and competitiveness in the digital era. By integrating emerging technologies such as artificial intelligence (AI), big data, and the Internet of Things (IoT), organizations can optimize processes, improve decision-making, and respond rapidly to environmental changes (Ordonez, 2024). Digital transformation enables organizations to achieve sustainable growth and maintain competitiveness in dynamic markets (Isibor et al., 2025), while strategic intelligence functions as a continuous organizational capability and a form of cultural capital essential for long-term survival and development rather than a one-time initiative (George et al., 2022). Strategic intelligence enables organizations to understand, analyze, and anticipate internal and external environments, thereby supporting long-term strategic decision-making (Ibrahim et al., 2025). Smart organizations leverage data, technology, and continuous learning to enhance innovation, responsiveness, and organizational performance, making strategic intelligence a fundamental pillar in organizational somatization (Hillebrand et al., 2025; Liang, 2015; Garcia-Madurga, 2020). Value creation ecology further strengthens this process by emphasizing the interaction and synergy among organizational resources, technologies, knowledge, and processes to generate sustainable value (Saeedi, 2018; Koval et al., 2023). Within this ecosystem, smart enablement facilitates opportunity identification and resource optimization (Luo, 2022), while effective knowledge management transforms organizational knowledge into a strategic asset that supports sustainable value creation (Zahedi, 2025). Supported by big data analytics, value creation ecology manages and disseminates knowledge, accelerating organizational intelligence and improving strategic foresight (Harivardhagini et al., 2025; Ghasemi Hamedani et al., 2024). Meanwhile, the Internet of Things has evolved from simple device connectivity into a dynamic socio-technical ecosystem integrating physical objects, digital platforms, human processes, and business models to create value and innovation (Yogen Sevak & George, 2024). Through interconnected sensors, equipment, supply chains, and customer interfaces, IoT continuously collects real-time data from internal and external sources, enhancing monitoring, operational efficiency, and predictive capabilities (Rodrigues, 2021; Rahman et al., 2023; Li et al., 2019). As a result, IoT serves as the primary source of big data, generating massive volumes of structured and unstructured information (Madaan et al., 2018). However, these data become strategically valuable only after being analyzed through AI and advanced analytics, which transform raw data into actionable knowledge that strengthens strategic intelligence and long-term decision-making (Talaoui & Kohtamaki, 2020). Moreover, data-driven platforms facilitate knowledge sharing and institutionalize organizational intelligence (Mousavi et al., 2025). Despite the growing body of research on emerging technologies and organizational intelligence, the mechanisms through which IoT and big data analytics enhance strategic intelligence, particularly through the mediating role of value creation ecology, remain insufficiently explored, especially in the context of Iranian knowledge-based companies.

Methodology

This study adopted a post-positivist paradigm and a deductive research approach to examine the proposed conceptual model and test the hypothesized relationships among the study constructs. A quantitative, cross-sectional survey design was employed using a descriptive-correlational strategy. Data were collected over a five-month period from information technology specialists working in knowledge-based companies across five provinces in southeastern Iran (Yazd, Kerman, Hormozgan, South Khorasan, and Sistan and Baluchestan). Participants were selected through purposive sampling based on their professional expertise. The minimum sample size was determined using G*Power according to PLS-SEM requirements ($f^2 = 0.15$, $\alpha = 0.05$, power = 0.80), yielding a minimum of 92 respondents. A total of 208 valid questionnaires were returned, providing sufficient statistical power. The Kaiser–Meyer–Olkin value (0.825) further confirmed sampling adequacy. Data were collected using a researcher-developed structured questionnaire comprising

48 items measured on a five-point Likert scale. The instrument was adapted from validated scales measuring organizational strategic intelligence, value creation ecology, the Internet of Things ecosystem, and big data analytics. Content and face validity were established through expert evaluation by 20 academics and industry specialists using the Content Validity Mean (CVM > 0.80) and Agreement Percentage (AP > 75%) indices. Construct validity was assessed through the measurement model using factor loadings, Average Variance Extracted (AVE), composite reliability (CR), and the Fornell–Larcker criterion. Reliability was confirmed using Cronbach's alpha (0.803 in the pilot study; all constructs > 0.70) and composite reliability (CR > 0.70). Data were analyzed with SmartPLS 4.0 using Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). Participation was voluntary, respondents provided informed consent before completing the questionnaire, and all responses were collected anonymously and treated confidentially in accordance with ethical research principles.

Sampling Procedures

Participants were selected through purposive sampling from information technology specialists employed in knowledge-based companies across five provinces in southeastern Iran (Yazd, Kerman, Hormozgan, South Khorasan, and Sistan and Baluchestan). Selection was based on participants' expertise and direct involvement in digital technologies and organizational intelligence. Data were collected over a five-month period using a structured online and paper-based questionnaire. Of the distributed questionnaires, 208 complete and valid responses were retained for analysis. Participation was entirely voluntary and based on self-selection following an invitation to eligible professionals. No financial incentives or compensation were provided. Prior to participation, respondents were informed of the study objectives and provided informed consent. All responses were collected anonymously, treated confidentially, and used solely for academic purposes. The study adhered to established ethical principles for research involving human participants, including voluntary participation, confidentiality, and the right to withdraw at any stage without consequence.

Sample Size, Power, and Precision

The required sample size was determined using G*Power based on recommendations for PLS-SEM analysis. Assuming a medium effect size ($f^2 = 0.15$), a significance level of 0.05, and statistical power of 0.80, the minimum required sample size was estimated at 92 participants. To improve estimation precision and model stability, data collection continued over a five-month period, resulting in 208 valid responses, which substantially exceeded the minimum requirement and provided adequate power to detect even small effects. Sampling adequacy was further supported by a Kaiser–Meyer–Olkin value of 0.825. No interim analyses or predefined stopping rules were implemented during data collection, which concluded after the planned survey period.

Results

The measurement model assessment presented in Table 2 demonstrates that all research constructs exhibit satisfactory reliability and validity. Specifically, both Cronbach's alpha and Composite Reliability (CR) values exceeded the recommended threshold of 0.70 for all constructs, confirming adequate internal consistency and construct reliability. Convergent validity was evaluated using the Average Variance Extracted (AVE). The AVE values for all constructs were greater than the recommended threshold of 0.50, and the corresponding CR values exceeded the AVE values, thereby providing strong evidence of convergent validity (Lim, 2024). At the indicator level, the standardized factor loadings of all measurement items exceeded the desirable threshold of 0.70, except for items SI2, SI6, VE7, VE11, IE3, IE4, IE9, and BD3. According to Habibi and Adenpour (2017), factor loadings between 0.30 and 0.60 are considered acceptable, whereas loadings above 0.60 indicate strong indicator reliability. To improve the psychometric

properties of the measurement model, these indicators with suboptimal factor loadings were excluded from subsequent analyses.

Table 1: Reliability Coefficients and Convergent Validity of the Research Constructs.

Variables	CR	CV-Red	CV-Com	AVE	Cronbach's Alpha
IOTE	0.947	*	0.605	0.694	0.835
BDA	0.963	*	0.402	0.512	0.879
VCE	0.902	0.418	0.355	0.522	0.846
OSI	0.921	0.727	0.479	0.634	0.885

The final questionnaire is provided in Appendix 1. Furthermore, the predictive relevance (Q^2) of the structural model was assessed using the cross-validated redundancy (CV-Red) index. The positive CV-Red values obtained for all endogenous constructs indicate satisfactory predictive capability of the structural model. In addition, the positive cross-validated communality (CV-Com) values confirm the overall quality and adequacy of the measurement model.

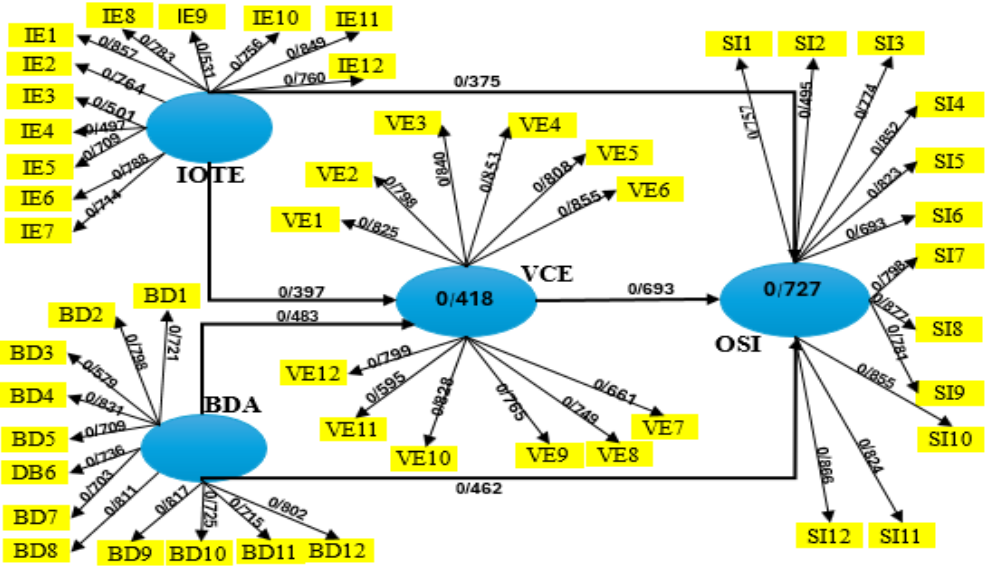

Fig.1. Structural Model, Path Coefficients (β), and Hypothesis Testing.

At a significance level of 0.05 ($\alpha = 0.05$), the first hypothesis, which examines the effect of value co-creation ecology on organizational strategic intelligence, is supported. As shown in Table 3, the t-value for this relationship (12.405) exceeds the critical value (1.96), and the path coefficient is 0.693, indicating a positive and significant effect of this construct. For the second hypothesis, the t-value and path coefficient are 8.721 and 0.375, respectively, demonstrating a significant effect of the Internet of Things ecosystem on organizational strategic intelligence. Regarding the third hypothesis, the t-value (7.419) and path coefficient (0.462) confirm the significant impact of big data analytics on organizational strategic intelligence. In the fourth hypothesis, the t-value and path coefficient are 4.459 and 0.397, respectively, confirming the significant effect of the Internet of Things ecosystem on value co-creation ecology. Finally, in the fifth

hypothesis, the t-value and path coefficient are 6.612 and 0.483, respectively, indicating a significant effect of big data analytics on value co-creation ecology. In addition, the results presented in Table 4 show that the coefficient of determination (R^2) values for the endogenous variables are positive and statistically significant. This indicates the adequate explanatory power of the exogenous constructs (Internet of Things ecosystem and big data analytics) in explaining the variance of the mediating variable (value co-creation ecology) and, ultimately, the predictive capability of the model for organizational strategic intelligence.

To assess the mediating effect of value co-creation ecology, the Variance Accounted For (VAF) index and the Sobel test were employed. The VAF indicates the proportion of the indirect effect relative to the total effect on the dependent variable. Accordingly, VAF values between 0.20 and 0.80 suggest partial mediation, whereas values greater than 0.80 indicate full mediation. The Sobel test is a classical statistical approach used to evaluate the significance of the indirect effect in mediation models. While VAF reflects the magnitude of the mediating effect, the Sobel test determines whether this effect is statistically significant or merely due to sampling error. A Sobel statistic greater than 1.96 indicates that the indirect effect is significant at the 95% confidence level. To assess the practical significance of the relationships, the effect size (f^2) was employed. This index indicates the extent to which the exclusion of an exogenous construct from the model reduces the explained variance (R^2) of the endogenous construct. According to Cohen's (1988) guidelines, f^2 values of 0.02, 0.15, and 0.35 represent small, medium, and large effects, respectively. The results indicate that the effect sizes of the Internet of Things ecosystem and big data analytics on value co-creation ecology are greater than 0.35, indicating large effects. The results are presented in Table 6. Moreover, the effect sizes of the independent and mediating variables on organizational strategic intelligence exceed 0.15, indicating medium effects. These effect sizes confirm the practical significance of the statistically significant relationships. For discriminant validity assessment, the Fornell–Larcker criterion was applied. This criterion is based on the principle that each construct should share greater variance with its own indicators than with other constructs. Operationally, this is confirmed when the square root of the Average Variance Extracted (AVE) for each construct is greater than its correlations with other constructs. The results fully satisfy this condition, thereby confirming the discriminant validity of the research model.

Discussion

This study contributes to the strategic intelligence literature by proposing and empirically validating an integrated framework that explains how IoT ecosystems and big data analytics jointly influence organizational strategic intelligence through the mediating role of value creation ecology. The results demonstrate that strategic intelligence should not be viewed as a static organizational resource or a direct outcome of digital technologies, but rather as an emergent capability created through dynamic knowledge sharing, stakeholder collaboration, and ecological interactions. Consequently, the study advances existing theory by replacing traditional, organization-centric perspectives with an ecosystem-based explanation of strategic intelligence in the digital era. From a practical perspective, managers of knowledge-based firms should invest not only in digital technologies but also in mechanisms that facilitate knowledge integration, collaboration, and value co-creation across organizational boundaries. Such capabilities enable organizations to transform real-time data into strategic insights, improve decision quality, and enhance resilience in highly dynamic environments. Although the study provides robust empirical evidence, its findings are limited to knowledge-based companies located in southeastern Iran and are based on a cross-sectional research design. Future research could validate the proposed model in different industries and countries, adopt longitudinal designs to examine causal relationships over time, and investigate additional mediating or moderating variables such as organizational learning, digital capabilities, innovation culture, or artificial intelligence to further explain the evolution of strategic intelligence.

Conclusion

This study contributes to the strategic intelligence literature by proposing and empirically validating an integrated framework that explains how IoT ecosystems and big data analytics jointly influence organizational strategic intelligence through the mediating role of value creation ecology. The results demonstrate that strategic intelligence should not be viewed as a static organizational resource or a direct outcome of digital technologies, but rather as an emergent capability created through dynamic knowledge sharing, stakeholder collaboration, and ecological interactions. Consequently, the study advances existing theory by replacing traditional, organization-centric perspectives with an ecosystem-based explanation of strategic intelligence in the digital era. From a practical perspective, managers of knowledge-based firms should invest not only in digital technologies but also in mechanisms that facilitate knowledge integration, collaboration, and value co-creation across organizational boundaries. Such capabilities enable organizations to transform real-time data into strategic insights, improve decision quality, and enhance resilience in highly dynamic environments. Although the study provides robust empirical evidence, its findings are limited to knowledge-based companies located in southeastern Iran and are based on a cross-sectional research design. Future research could validate the proposed model in different industries and countries, adopt longitudinal designs to examine causal relationships over time, and investigate additional mediating or moderating variables such as organizational learning, digital capabilities, innovation culture, or artificial intelligence to further explain the evolution of strategic intelligence.

Acknowledgments

The authors extend their deepest appreciation to the professionals and specialists of the knowledge-based companies who willingly participated in the survey, as this research would not have been possible without their valuable input. We are also grateful to university of shahid bahonar Kerman for providing the essential academic environment and annual grants that supported this investigation. Furthermore, we acknowledge the anonymous reviewers whose rigorous feedback and constructive critiques greatly contributed to improving the final manuscript.

Funding

This research received no specific grant from any funding agency in the public, commercial, or not-for-profit sectors. The authors only receive standard annual academic research grants based on their university affiliations.

Conflicts of interest

There are no conflicts of interest related to the present research and the results were obtained impartially and without interference from personal or professional interests.

Author contributions

Reza Saeidi (corresponding author): Conceptual model of the research, relevant background, data analysis and interpretation, literature review, and statistical draft.
Behnam Karamshahi: Preparation of the initial draft, preliminary review of the report, research methodology, and critical review and revision of the text.

مدیریت راهبردی دانش سازمانی

Journal homepage: https://jkm.ihu.ac.ir/

مقاله (اصیل)

بررسی تأثیر اکوسیستم اینترنت اشیاء و تحلیل کلان داده بر هوش راهبردی سازمان با میانجی‌گری اکولوژی خلق ارزش در شرکت‌های دانش بنیان

رضا سعیدی[1*]، بهنام کرمشاهی[2]

۱. استادیار، گروه مدیریت بازگانی، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران. Reza.Saeidi@uk.ac.ir

۲. استادیار، گروه حسابداری، مجتمع آموزش عالی بافت، دانشگاه شهیدباهنر کرمان، کرمان، ایران. BehnamKaramshahi@uk.ac.ir

تاریخ دریافت: ۲۱ آبان ۱۴۰۴؛ تاریخ بازنگری: ۲۶ دی ۱۴۰۴؛ تاریخ پذیرش: ۳۱ اردیبهشت ۱۴۰۵؛ تاریخ انتشار: ۷ تیر ۱۴۰۵

چکیده

هدف: هدف این پژوهش، تبیین نقش هم‌افزای اکوسیستم اینترنت اشیاء، تحلیل کلان‌داده و اکولوژی خلق ارزش در شکل‌گیری هوش راهبردی سازمان است. این تحقیق با ارائه یک چارچوب یکپارچه، به خلأ تبدیل داده‌های محیطی به دانش کاربردی برای برنامه‌ریزی بلندمدت استراتژیست‌ها پاسخ می‌دهد.

روش پژوهش: این پژوهش توصیفی - پیمایشی از نوع همبستگی است. جامعه آماری متخصصان شرکت‌های دانش‌بنیان بودند که از میان آن‌ها ۲۰۸ پرسش‌نامه محقق‌ساخته (۴۸ گویه‌ای) جمع‌آوری شد. روایی و پایایی ابزار (آلفای کرونباخ=۰.۸۰۳ و CR> 0.7) تأیید شد. تحلیل داده‌ها با روش حداقل مربعات جزئی (PLS) در نرم‌افزار SmartPLS 4.0 انجام گرفت.

یافته‌ها: مدل ساختاری (PLS-SEM) نشان داد متغیرهای مستقل ۷۲.۹٪ از واریانس هوش راهبردی را تبیین می‌کنند. تمام فرضیه‌ها تأیید شدند: اکولوژی خلق ارزش (β=0.693)، تحلیل کلان‌داده (β=0.462)و اکوسیستم اینترنت اشیاء (β=0.375) تأثیر مثبت و معناداری بر هوش راهبردی دارند. همچنین، نقش میانجی جزئی اکولوژی خلق ارزش با شاخص سوبل و شمول واریانس تایید شد.

بحث: زیرساخت فناوری به‌تنهایی برای برتری استراتژیک کافی نیست؛ یکپارچه‌سازی هم‌افزای اکوسیستم اینترنت اشیاء (IOTE) و کلان‌داده‌ها (BDA) از طریق اکولوژی خلق ارزش (VCE) حیاتی است. نقش میانجی VCE نشان می‌دهد هم‌راستایی اکولوژیک، تبدیل داده‌های خام به دوراندیشی استراتژیک را ارتقا داده و از تحلیل‌های سنتی فراتر می‌رود. سازمان‌ها باید اکولوژی‌ای پرورش دهند که در آن بینش‌های داده‌محور با الزامات خلق ارزش هم‌راستا باشند.

نتیجه‌گیری: توسعه هوش راهبردی نیازمند اکوسیستم‌های دیجیتال به‌هم‌پیوسته برای تبدیل داده‌ها به دوراندیشی کاربردی است. یکپارچه‌سازی این فناوری‌ها، یادگیری مستمر، همکاری بین‌سازمانی و مزیت رقابتی پایدار را در بازارهای پویا برای سازمان‌ها به ارمغان می‌آورد.

کلیدواژه‌ها: اکولوژی خلق ارزش، اکوسیستم اینترنت اشیاء، تحلیل کلان داده، مدیریت دانش، هوش راهبردی سازمان.

مقدمه

هوشمندسازی سازمان به عنوان یک روند کلیدی در دنیای امروز، نقش بسزایی در افزایش بهره‌وری و رقابت‌پذیری آن‌ها ایفا می‌کند. با استفاده از فناوری‌های نوین مانند هوش مصنوعی، کلان داده‌ها، و اینترنت اشیاء سازمان‌ها می‌توانند فرایندهای خود را بهینه‌سازی کرده و تصمیم‌گیری‌های هوشمندانه‌تری اتخاذ کنند (Ordonez, 2024). هوشمند سازی به سازمان‌ها این امکان را می‌دهد که به سرعت به تغییرات بازار پاسخ دهند که در نهایت به رشد پایدار و موفقیت‌های بیشتر در دنیای پررقابت با تغییرات سریع امروزی منجر می‌شود (Isibor et al., 2025). سازمان‌های موفق، هوش راهبردی را نه به عنوان یک پروژه، بلکه به عنوان یک فرایند و سرمایه فرهنگی مستمر برای بقا و رشد در محیط‌های پیچیده و متغیر امروزی به کار می‌گیرند (George et al., 2022). با وجود پژوهش‌های متعدد پیرامون تأثیر مستقیم فناوری‌های نوین بر آینده‌نگری سازمان، مکانیسم انتقال این تأثیر از طریق تعاملات شبکه‌ای و خلق ارزش مشترک (اکولوژی خلق ارزش) و اکوسیستم اینترنت اشیاء، به ویژه در بستر شرکت‌های دانش بنیان ایران، کمتر مورد توجه قرار گرفته است.

هوش راهبردی، سازمان[1] را در درک، تحلیل و پیش‌بینی محیط‌های داخلی و خارجی برای اتخاذ تصمیمات بلندمدت توانمند می‌سازد (Ibrahim et al., 2025). سازمان هوشمند سازمانی است که از داده‌ها، فناوری، و یادگیری مستمر برای تصمیم‌گیری بهتر، نوآوری، و پاسخگویی سریع به تغییرات محیطی استفاده می‌کند (Hillebrand et al., 2025). هوش راهبردی در واقع یکی از پایه‌های اصلی شکل‌گیری سازمان هوشمند است (Liang, 2015; Garcia-Madurga,2020). تحقق این سازمان هوشمند و تقویت هوش راهبردی، از طریق سازوکاری نوین به نام اکولوژی خلق ارزش میسر می‌گردد که در آن دانش و داده‌ها به ارزش راهبردی تبدیل می‌شوند.

اکولوژی خلق ارزش[2] به عنوان مفهومی نوین در مدیریت و اقتصاد، به بررسی نحوه تعامل و هم افزایی بین عناصر مختلف سازمان و محیط آن می‌پردازد (Saeedi, 2018). این اکولوژی شامل منابع انسانی، فناوری، مدیریت دانش، اطلاعات و فرایندهاست که با هم همکاری می‌کنند تا ارزش ایجاد کنند (Koval et al., 2023). در اکولوژی خلق ارزش هوشمند سازی می‌تواند به شناسایی فرصت‌های جدید و بهینه‌سازی منابع کمک کند (Luo, 2022). دانش و اطلاعات به عنوان دارایی‌های راهبردی، محور اصلی خلق ارزش هستند و مدیریت دانش، راهبردی کلیدی برای بهینه‌سازی این فرایند و دستیابی به ارزش‌افزایی پایدار محسوب می‌شود (Zahedi, 2025). اکوسیستم اینترنت اشیاء[3] داده‌های خام را از مراکز متنوع داده‌های داخل و خارج سازمان جمع‌آوری می‌کند و پس از تحلیل این کلان داده‌ها (Harivardhagini et al, 2025)؛ اکولوژی خلق ارزش با تسهیل مدیریت دانش حاصل شده از این داده‌های تحلیل شده، به هوشمند سازی سازمان کمک کرده، سازمان را در پیش بینی دقیق‌تر و هوشمندانه‌تر آینده یاری می‌رساند (Ghasemi Hamedani etal.,2024). به این ترتیب، سازمان می‌تواند خود را بهتر برای مواجهه با تلاطمات محیطی در آینده آماده سازد. مکانیزم اصلی برای برداشت و تأمین داده‌های دارای چند منبع و راهبردی مورد نیاز این اکولوژی، اکوسیستم پویا و داده-محور اینترنت اشیاء است.

اینترنت اشیاء از مفهوم اولیه "اتصال اشیاء به اینترنت" فراتر رفته و به یک اکوسیستم پیچیده، پویا و داده-محور تبدیل شده است. تحقیقات نوین دیگر اینترنت اشیاء را صرفاً یک فناوری شبکه نمی‌دانند، بلکه آن را یک سیستم اجتماعی - فنی[4] می‌پندارند که در آن اشیاء فیزیکی، پلتفرم‌های دیجیتال، فرآیندهای انسانی و مدل‌های کسب‌وکار برای ایجاد ارزش، بهینه‌سازی و نوآوری با یکدیگر تعامل می‌کنند (Yogen Sevak & George, 2024). قلب تپنده این اکوسیستم، داده است و توانایی یک سازمان در جمع‌آوری، پردازش و یکپارچه‌سازی داده‌های گوناگون، عامل تعیین‌کننده موفقیت آن در بهره‌برداری از اینترنت اشیاء است (Rodrigues, 2021). اکوسیستم اینترنت اشیاء با اتصال دستگاه‌ها، حسگرها و تجهیزات به شبکه، امکان جمع آوری داده‌های لحظه‌ای و محیطی را فراهم می‌کند. این داده‌ها می توانند از منابع داخلی (مثل تجهیزات تولید، سیستم‌های کنترل کیفیت و واحد منابع انسانی، موجودی کالا و غیره) یا منابع خارجی (مانند زنجیره تأمین، رفتار مشتریان) باشند (Rahman et al, 2023). این داده‌ها اهمیت راهبردی برای سازمان‌ها دارند. اکوسیستم اینترنت اشیاء با افزایش دقت، پایش لحظه‌ای، افزایش منابع داده‌ای و فراهم کردن داده‌هایی که پایه تحلیل‌های پیش بینی‌گر هستند، در هوشمند سازی سازمان‌ها اهمیت راهبردی دارند(Li et al, 2019). این حجم عظیم و پیوسته از داده‌های خام،که ماهیت کلان داده دارند، در صورت عدم تحلیل تخصصی، فاقد ارزش راهبردی خواهند بود.

تولید حجیم، متنوع و سریع داده‌های ساختار یافته و بدون ساختار از منابع فیزیکی و دیجیتال و امکان پایش لحظه‌ای و ثبت رفتارهای محیطی، انسانی یا ماشینی، از ویژگی کلان داده‌ها هستند. اکوسیستم اینترنت اشیاء منبع عظیمی از داده‌های خام است (Madaan et al,

[1] Organizational Strategic Intelligence (OSI)
[2] Value Creation Ecology (VCE)
[3] Internet of Things Ecosystem (IOTE)
[4] Socio-Technical System

2018). دستگاه‌های متصل به شبکه دائما داده تولید می‌کنند. کلان داده‌ها بدون تحلیل، صرفا انبوهی از داده‌ها هستند. با استفاده از هوش مصنوعی و ابزارهای تحلیلی این داده‌ها به بینش‌های قابل استفاده تبدیل می‌شوند. هوش راهبردی سازمان از تحلیل کلان داده‌ها تغذیه می‌کند (داده‌های منابع داخل و خارج سازمان) تا چشم اندازهای بلندمدت و تصمیمات کلان را شکل دهد (Talaoui & Kohtamaki, 2020). پلتفرم‌های کلان‌داده محور با تسهیل اشتراک‌گذاری دانش، آن را به سرمایه‌ای سازمانی و قابل بازیابی تبدیل کرده و هسته اصلی فرایندهای هوشمند را تشکیل می‌دهند (Mousavi et al., 2025). با توجه به اینکه اکوسیستم اینترنت اشیاء می‌تواند اطلاعات ارزشمندی را در زمان واقعی فراهم کند، تحلیل این داده‌ها می‌تواند به بهبود عملکرد و تصمیم‌گیری‌های استراتژیک کمک کند. محرک اصلی این پژوهش، تبیین این مسئله بنیادین است که چگونه اکولوژی خلق ارزش می‌تواند به عنوان یک مدولاتور استراتژیک، داده‌های ناهمگون و عظیم حاصل از اکوسیستم اینترنت اشیاء را به هوش راهبردی ملموس و کاربردی برای سازمان‌ها تبدیل کند. با وجود شناخت فزاینده از هر یک از این متغیرها به صورت مجزا، خلأ یک مدل یکپارچه که مکانیسم استخراج داده‌های خام (از طریق اکوسیستم اینترنت اشیاء) و تبدیل آن به دانش راهبردی (از طریق تحلیل کلان داده) و در نهایت، تحقق پارادایم سازمان هوشمند را در چارچوب اکولوژی خلق ارزش تبیین نماید، کاملاً محسوس است. لذا، این پژوهش در صدد است تا با مدل‌سازی این فرآیند پیچیده و آزمون تجربی آن در بستر شرکت‌های دانش‌بنیان، به این شکاف نظری و عملی پاسخ دهد. اما سوال اساسی این است که چگونه این دو عامل (اینترنت اشیاء و تحلیل کلان داده) می‌توانند به بهبود هوش راهبردی سازمان‌ها منجر شوند و اکولوژی خلق ارزش چه نقشی در این فرآیند ایفا می‌کند؟

ادبیات نظری و پیشینه پژوهش

هوش راهبردی سازمانی

هوش راهبردی به عنوان یک فرایند سیستماتیک و مداوم برای درک محیط درون و برون سازمان است. تمرکز اصلی این دیدگاه بر جمع‌آوری، تحلیل و تفسیر اطلاعات است تا تصمیم‌سازان ارشد را در شناسایی فرصت‌ها و تهدیدهای بلندمدت یاری دهد (Ibrahim et al., 2025). در دیدگاه هوش راهبردی به مثابه فرایند سیستماتیک، هوش راهبردی فراتر از هوش رقابتی[1] عمل می‌کند و نه تنها رقبا، بلکه تمام عوامل کلیدی محیطی مانند روندهای فناوری، تحولات اقتصادی-سیاسی، تغییرات اجتماعی و نظارتی را پوشش می‌دهد (Langabeer & Champagne-Langabeer, 2024). هدف نهایی، کاهش عدم قطعیت در تصمیم‌گیری‌های راهبردی و ارائه یک تصویر روشن از آینده کسب‌وکار است. در دیدگاه دیگر، هوش راهبردی را نه فقط به عنوان یک فرایند، بلکه به عنوان یک محصول نهایی در نظر می‌گیرد. این محصول، که هوش آماده[2] نامیده می‌شود، خروجی تحلیل‌های پیچیده است که به شکلی ساده، قابل فهم و مستقیماً برای تصمیم‌سازان ارشد ارائه می‌شود (Mandel & Irwin, 2021). در این رویکرد، ارزش هوش راهبردی در قابلیت اقدام‌پذیری[3] آن است. یعنی باید به تصمیم‌سازان کمک کند تا با اطمینان بیشتری حرکت کنند، گزینه‌های راهبردی خود را ارزیابی کنند و از ریسک‌های پیش‌بینی‌نشده جلوگیری نمایند (Manger, 2024). این محصول می‌تواند به شکل گزارش‌های دوره‌ای، تحلیل‌های ویژه یا جلسات توجیهی باشد. در تعریف دیگر بر ماهیت آینده‌نگر[4] هوش راهبردی تأکید دارد. هوش راهبردی در این چارچوب، به توصیف وضعیت فعلی اکتفا نمی‌کند، بلکه به دنبال پیش‌بینی روندها، نقاط عطف و تغییرات بنیادین در محیط است که می‌تواند آینده سازمان را شکل دهد (Robinson et al., 2021). هدف اصلی این رویکرد، ایجاد یک مزیت رقابتی پایدار از طریق شناسایی زودهنگام فرصت‌ها و تهدیدهاست. این کار به سازمان اجازه می‌دهد تا به جای واکنش نشان دادن به رویدادها، به صورت پیشدستانه عمل کند (Khorshid, 2024). در دیدگاه دیگری، هوش راهبردی را به عنوان یک قابلیت سازمانی[5] می‌بینند که در فرهنگ و فرآیندهای سازمان نهادینه شده است. در این دیدگاه، هوش راهبردی محدود به یک واحد یا دپارتمان خاص نیست، بلکه یک فعالیت جمعی است که شامل افراد، فرآیندها و فناوری‌های مختلف می‌شود (Qamari & Azarshahi, 2023؛ Thompson, 2025). این قابلیت، هوش راهبردی را با سایر مفاهیم مدیریتی مانند هوش تجاری[6]، مدیریت دانش[7] و یادگیری سازمانی[8] مرتبط می‌سازد. هدف، ایجاد یک سازمان «هوشمند» است که به طور مداوم از محیط خود یاد می‌گیرد و دانش حاصل را برای بهبود استراتژی‌ها و عملکرد خود به کار می‌گیرد (Al

[1] Competitive Intelligence
[2] Finished Intelligence
[3] Actionability
[4] Foresight
[5] Organizational Capability
[6] Business Intelligence
[7] Knowledge Management
[8] Organizational Learning

Hyasat & Falahat, 2025). با نگاهی نقدمند، اگرچه هر یک از این دیدگاه‌ها جنبه‌ای مهم از هوش راهبردی را روشن می‌کنند، اما رویکرد «قابلیت سازمانی» جامع‌ترین چارچوب را برای پژوهش حاضر فراهم می‌آورد. زیرا این دیدگاه، هوش راهبردی را از یک فعالیت صرفاً اطلاعاتی یا محصولی مقطعی، به یک مزیت رقابتی پایدار و نهادینه در کالبد سازمان تبدیل می‌کند که قادر به یادگیری و انطباق مستمر است. این تعاریف نشان می‌دهند که هوش راهبردی یک مفهوم چندبعدی است که فراتر از جمع‌آوری اطلاعات صرف، شامل تحلیل عمیق، پیش‌بینی آینده، تولید محصول قابل اقدام و ایجاد یک قابلیت یادگیری‌فراگیر در سطح سازمان می‌باشد.

اکولوژی خلق ارزش و هوش راهبردی سازمان

اکولوژی خلق ارزش به مجموعه‌ای از روابط و تعاملات بین سازمان‌ها، مشتریان، عرضه کنندگان و سایر بازیگران در یک زنجیره عرضه و بازار اشاره دارد که منجر به ایجاد و انتقال ارزش می‌شود (Saeedi, 2022). اکولوژی خلق ارزش به عنوان یک چارچوب تحلیلی، از مفهوم شبکه ارزش[1] ریشه گرفته و آن را گسترش می‌دهد. شبکه ارزش به عنوان یک مدل کسب‌وکار جدید توصیف می‌شود که در آن، تغییرات محیط رقابتی سازمان‌ها را وادار می‌کند تا تجزیه و بازسازی زنجیره ارزش را با تفکر شبکه‌ای مورد مطالعه قرار دهند. این شبکه، سیستمی از روابط اقتصادی چندگانه میان یک سازمان و ذینفعان آن شامل شبکه خلق ارزش با محوریت مشتری، شبکه همکاری با محوریت تولیدکنندگان و شبکه رقابت با محوریت روابط میان بازیگران شبکه است (Miehe, 2025). پارادایم نوین مدیریت دانش، فراتر از رویکردهای سنتی و متمرکز، مستلزم طراحی معماری و حاکمیت دانش در بستری اکوسیستمی، شبکه‌ای و فراسازمانی است (Tavakoli & Momivand, 2025). در مفاهیم قدیمی زنجیره عرضه و ارزش، عمدتاً از ورود مواد اولیه تا تولید محصول و عرضه آن به بازار را شامل می‌شوند، در حالی که اکولوژی خلق ارزش، بر کسب دانش توسط شبکه‌ای از منابع داخل و خارج سازمان و مدیریت دانش تأکید می‌کند (Saeidi, 2023). در واقع، اکولوژی خلق ارزش بستر و زمینه را فراهم می‌کند که در آن هوش راهبردی به کار گرفته می‌شود. در اکولوژی خلق ارزش، مدیریت دانش با ساماندهی دانش مشترک بازیگران، آن را به هوش راهبردی تبدیل کرده تا سازمان بتواند به صورت یکپارچه به فرصت‌ها و تهدیدها واکنش نشان دهد (Jomes et al., 2020).

اکوسیستم اینترنت اشیاء و ارتباط با هوش راهبردی سازمان

اکوسیستم اینترنت اشیاء دیگر صرفاً یک ابزار جمع‌آوری داده نیست، بلکه به ستون فقرات اصلی فرایند کسب دانش و تأمین‌کننده مواد اولیه برای هوش راهبردی تبدیل شده است (Sullivan et al., 2023). شبکه‌های گسترده حسگرها و دستگاه‌های متصل اکوسیستم اینترنت اشیاء، جریان‌های داده‌ای آنی، پیوسته و با مقیاس عظیم (کلان داده) را تولید می‌کنند که پیش از این در دسترس نبوده‌اند. این کلان داده‌های خام، پس از تجزیه و تحلیل به دانش قابل اقدام[2] تبدیل می‌شوند این کلان داده‌ها از طریق حسگرهای اینترنت اشیاء از بررسی عوامل داخل و خارج سازمان فراهم شده پس از تحلیل به دانش تبدیل می‌شوند (Mohindru et al., 2020). این دانش استخراج‌شده، مستقیماً به قلب هوش راهبردی تزریق می‌شود؛ به‌گونه‌ای که سازمان‌ها را قادر می‌سازد تا با استفاده از دوقلوهای دیجیتال[3] و مدل‌های پیش‌بینی‌کننده، سناریوهای آینده را شبیه‌سازی کرده، روندهای بازار را با دقت بالایی پیش‌بینی نمایند، ریسک‌های عملیاتی و زنجیره تأمین را به‌طور پیشگیرانه مدیریت کنند و در نهایت، با اتخاذ تصمیمات مبتنی بر شواهد عینی و آنی، مزیت رقابتی پایداری ایجاد کنند (Tasic & Cano, 2024).

تحلیل کلان داده و ارتباط با هوش راهبردی سازمان

تحلیل کلان‌داده و هوش راهبردی سازمانی ارتباطی تنگاتنگ دارند، زیرا کلان‌داده به سازمان‌ها این امکان را می‌دهد که حجم وسیعی از اطلاعات را جمع‌آوری و تحلیل کرده تا روندها، الگوها و پیش‌بینی‌های دقیقی را از محیط داخلی و خارجی خود استخراج کنند. این داده‌ها می‌توانند بینش‌های راهبردی ضروری برای تصمیم‌گیری‌های بلندمدت فراهم کنند. هوش راهبردی سازمانی از این بینش‌ها برای شناسایی فرصت‌ها و تهدیدهای بازار، بهینه‌سازی منابع، طراحی استراتژی‌های رقابتی و پیش‌بینی تغییرات استفاده می‌کند (Zonnenshian & Kenet, 2020). در این فرایند، تحلیل کلان‌داده به عنوان ابزاری قدرتمند برای تحلیل اطلاعات پیچیده و متغیر، به تصمیم‌گیرندگان کمک می‌کند تا راهبردهای هوشمندانه و مبتنی بر داده اتخاذ کنند و بدین‌وسیله مزیت رقابتی پایدار برای سازمان خود ایجاد کنند (LI & Gao,

[1] Value Network
[2] Actionable Knowledge
[3] Digital Twins

2025). سازمان‌ها با تحلیل کلان داده‌ها، می‌توانند نقاط ضعف و قوت خود را شناسایی کرده و استراتژی‌های رقابتی را بهینه کنند. تحلیل داده‌ها می‌تواند به سازمان‌ها کمک کند تا راهبردهایی را طراحی کنند که بر اساس نیازها و رفتارهای خاص مشتریان یا بازار هدف باشد. همچنین با استفاده از ابزارهای تحلیلی، می‌توان تهدیدات احتمالی را شناسایی کرد و فرصت‌های جدید را برای رشد سازمان شبیه‌سازی نمود (Sarjito, 2024).

ارتباط اکوسیستم اینترنت اشیاء با اکولوژی خلق ارزش

ارتباط اکوسیستم اینترنت اشیاء با اکولوژی خلق ارزش به نحوه تعامل و ارتباط اجزای مختلف در یک سیستم اقتصادی اشاره دارد که در آن اینترنت اشیاء می‌تواند به ایجاد و بهبود در فرآیندهای خلق ارزش در سطح فردی، سازمانی و اجتماعی کمک کند (Chand & Tarei, 2021). یکی از ارکان اصلی اینترنت اشیاء، جمع‌آوری داده‌ها از محیط‌های مختلف است (Chamara et al., 2022). این داده‌ها می‌توانند به ارزش تبدیل شوند، مثلاً از طریق تحلیل پیشرفته، بهینه‌سازی فرآیندها، پیش‌بینی نیازها و موارد دیگر. به این ترتیب، هر دستگاه متصل در اکوسیستم اینترنت اشیاء می‌تواند به خلق ارزش از طریق تولید و تحلیل داده‌ها کمک کند. اینترنت اشیاء موجب می‌شود تا اجزای مختلف سیستم‌ها (که ممکن است پیش از این به صورت مستقل عمل می‌کردند) با یکدیگر همکاری و ارتباط برقرار کنند. این نوع همکاری می‌تواند به افزایش بهره‌وری و کارایی و در نتیجه خلق ارزش اقتصادی منجر شود (Egwuonwu et al., 2025). اکوسیستم اینترنت اشیاء می‌تواند اکولوژی پیچیده‌ای از تعاملات ایجاد کند که در آن داده‌ها، ارتباطات و همکاری‌ها برای خلق ارزش از منابع مختلف به کار می‌روند (Zhao & Yi, 2022). این فرایند نه تنها به بهبود کارایی و نوآوری کمک می‌کند، بلکه می‌تواند منجر به ایجاد مدل‌های تجاری جدید و پایداری بیشتر در اقتصاد شود.

ارتباط تحلیل کلان داده با اکولوژی خلق ارزش

در کسب‌وکارها، داده‌ها می‌توانند از منابع مختلفی مانند سیستم‌های برنامه‌ریزی منابع شرکت، وب‌سایت‌ها، شبکه‌های اجتماعی، نرم افزارهای مدیریت ارتباط با مشتری و حتی داده‌های مربوط به دستگاه‌های اینترنت اشیاء جمع‌آوری شوند. این داده‌ها می‌توانند شامل اطلاعات مربوط به رفتار مشتریان، فروش، موجودی کالا، ریسک‌های بازار، پیش‌بینی تقاضا و بسیاری دیگر باشند. پس از پیش‌پردازش، داده‌ها وارد مرحله تحلیل می‌شوند. در این مرحله، ابزارهای تحلیل داده‌ها، الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تحلیل‌های آماری به کار می‌روند تا الگوهای پنهان و بینش‌های جدید استخراج شوند(Feng et al., 2024). پس از تحلیل داده‌ها، نتایج و بینش‌های حاصل باید به مدیران، تیم‌های اجرایی و دیگر ذینفعان کسب‌وکار منتقل شوند (Yang & Tang, 2025). در اینجا استفاده از سیستم‌های مدیریت دانش برای ذخیره و به اشتراک‌گذاری اطلاعات و بینش‌های به دست آمده ضروری است . مثلا این بینش‌های جدید می‌تواند پیش‌بینی روند تقاضا برای محصولات، فرصت های جدید برای توسعه محصول و شناسایی نیازهای پنهان یا بالقوه مشتریان باشد. این بینش‌های استراتژیک، در واقع همان خروجی هوش راهبردی هستند که در اکولوژی خلق ارزش به گردش درمی‌آیند و به تمام بازیگران برای تصمیم‌گیری هوشمندانه کمک می‌کنند. مرور ادبیات نظری نشان داد که هوش راهبردی سازمانی به عنوان یک قابلیت یادگیری‌فراگیر، چارچوب محوری این پژوهش است که هدف آن ایجاد مزیت رقابتی پایدار از طریق درک عمیق و پیشدستانه از محیط است. کارایی این قابلیت به دو عامل کلیدی وابسته است: منابع داده‌ای و توانایی‌های تحلیلی. از این رو، اکوسیستم اینترنت اشیاء به عنوان منبع اصلی داده‌های آنی، عظیم و چندبعدی شناسایی می‌شود که بازوی حسی فرایند هوش راهبردی را تقویت می‌کند. در مقابل، تحلیل کلان داده به عنوان موتور تحلیلی عمل می‌کند که این داده‌های خام را به بینش‌های راهبردی و دانش قابل اقدام تبدیل می‌نماید. هر دوی این عوامل در بستر «اکولوژی خلق ارزش» عمل می‌کنند؛ بستری که شبکه‌ای از بازیگران را برای خلق ارزش مشترک متصل می‌سازد. بنابراین، مدل مفهومی این تحقیق بر این فرضیه استوار است که اکوسیستم اینترنت اشیاء و تحلیل کلان داده به عنوان متغیرهای پیش‌ران، قابلیت هوش راهبردی سازمان را تسهیل و تقویت کرده و در نهایت به بهبود فرآیندهای خلق ارزش در اکولوژی کسب‌وکار منجر می‌شوند.

پیشینه پژوهش

برای تهیه پیشینه پژوهش، جستجوی هدفمند در پایگاه‌های داده بین‌المللی معتبر شامل؛ گوگل اسکالر[1]، اسکوپوس[2]، وب اف ساینس[3] ، امرالد اینسایت[4] و ساینس دایرکت[5] انجام شد. در این جستجو از کلید واژه‌های «اکوسیستم اینترنت اشیاء»، «تحلیل کلان داده»، «اکولوژی خلق ارزش» و «هوش راهبردی»، سازمان استفاده گردید. دامه زمانی انتخاب مقالات اکثراً در بازه زمانی ۲۰۲۲ تا ۲۰۲۵ بوده است. پس از گردآوری اولیه و بررسی آن‌ها از منظر نظری، تجربی و کاربردی، در ادبیات و پیشینه پژوهش به کار گرفته شدند.

Table 1. Research background.

جدول ۱. پیشینه تحقیق

ردیف	نویسنده/ نویسندگان (سال پژوهش)	عنوان پژوهش	مهم‌ترین یافته‌ها و نتایج مرتبط با پژوهش
۱	Abu Afifa and Nguyen (2022)	پیوند میان تحلیل کلان‌داده، یکپارچه‌سازی فرآیندهای محیطی و عملکرد محیطی: نقش تعدیل‌گر گرایش یادگیری دیجیتال و استراتژی محیطی	از روش توزیع پرسشنامه از طریق ایمیل و ازمون PLS-SEM استفاده کرده است. این مطالعه با نشان دادن تأثیر مثبت ادغام تحلیل کلان داده و فرآیندهای محیطی بر عملکرد محیطی، ادبیات عملکرد محیطی را تکمیل می‌کند. همچنین، اثربخشی یادگیری دیجیتال و استراتژی محیطی و نقش‌های تنظیمی آن‌ها را تعیین می‌کند.
۲	Arias-Perez et el (2022)	قابلیت تجزیه و تحلیل کلان داده به عنوان واسطه‌ای در تأثیر نوآوری باز بر عملکرد شرکت	از روش SEM استفاده شده است. نوآوری اصلی مقاله نیز این است که نقش قابلیت تحلیل کلان داده در ارتباط بین نوآوری سازمانی و عملکرد مالی و غیر مالی شرکت را برجسته ساخته است.
	Roustaei & Taghavi (2023)	تأثیر هوش استراتژیک بر مزیت رقابتی با کارآفرینی	از روش مدلسازی معادلات ساختاری استفاده کرده است. هوش استراتژیک از هم افزایی هوش تجاری، هوش رقابتی و مدیریت دانش در سازمان به وجود می آید.
۳	Davali et al (2023)	طراحی مدل هوشمندسازی سازمان با تکنیک داده بنیاد	از روش کمی و تکنیک داده بنیاد و با مصاحبه با نمونه‌ای ۱۳ نفره از مدیران فومن شیمی، ۹۵ کد باز را شناسایی می‌کند که در ۱۷ مقوله فرعی و ۵ مقوله اصلی طبقه‌بندی شده‌اند. هوشمند سازی سازمان و بهره جستن از سرمایه‌های فکری در پاسخ به شرایط در حال تغییر اقتصادی، اجتماعی و فرهنگی راه گشاست.
۴	Al-Khatib (2023)	اینترنت اشیاء، تحلیل کلان داده و عملکرد عملیاتی: تأثیر میانجی رویت پذیری زنجیره عرضه	از روش کوواریانس SEM و نرم افزار آموس برای تحلیل پرسشنامه استفاده کرده است. برای نخستین بار و با لنز نظریه‌ای و شواهد تجربی، مکانیزم پویای اینترنت اشیاء و تحلیل کلان داده با میانجی‌گری رویت‌پذیری زنجیره عرضه در ارتقای عملکرد سازمانی را بررسی کرده است
۵	Ali-Ahmadi et al (2023)	ارائه‌ی مدلی از تأثیر هوشمندی استراتژیک بر شهود استراتژیک با نقش میانجی ذهنیت استراتژیک (مطالعه‌ی موردی: واحدهای فعال صنعت مبل شهرستان ملایر)	برای تحلیل داده‌ها از PLS-SEM استفاده شده است. هوشمندی استراتژیک و ذهنیت استراتژیک تأثیر معناداری بر شهود استراتژیک دارند.

[1] Google Scholar
[2] Scopus
[3] Web of Science
[4] Emerald Insight
[5] ScienceDirect

ردیف	نویسنده/ نویسندگان (سال پژوهش)	عنوان پژوهش	مهم‌ترین یافته‌ها و نتایج مرتبط با پژوهش
۶	Rostamzadeh et al (2024)	ارزیابی تأثیر مطالعات آینده بر هوش استراتژیک سازمانی، تحولات در تجارت و اقتصاد	از روش کتابخانه‌ای و توزیع پرسشنامه استفاده کرده و با روش دلفی فازی پرسشنامه تحلیل شده است. هوش راهبردی، شبیه یک موتور جستجو فرصت‌های جدید را کشف و از تهدیدها آگاهی می‌دهد که به نوبه خود در مطالعات آینده تأثیرگذار خواهد بود.
۷	Al-Ameri et al (2024)	تأثیر هوش استراتژیک بر عملکرد سازمانی: چشم‌انداز بخش نساجی از یک اقتصاد در حال توسعه	از روش پرسشنامه خود تنظیم و SEM استفاده کرده است. عملکرد یک سازمان به طور پیچیده ای با برنامه‌ریزی راهبردی گره خورده است. این پژوهش، رابطه میان آینده‌نگری، چشم‌انداز، شراکت‌های راهبردی، انگیزش، سیستم‌اندیشی و عملکرد سازمانی را مورد کاوش قرار می‌دهد.
۸	Imjai et al (2024)	تأثیر شایستگی هوش مصنوعی و مهارت‌های تفکر طراحی بر شایستگی کارآفرینی نوآورانه: نقش هوش استراتژیک در میان کارآفرینان عصر جدید در تایلند	از تحلیل عامل تأییدی و نمونه‌ای ۱۸۷ نفری و رویکرد SEM در عصر دیجیتال، با بهره گیری از هوش مصنوعی، هوش استراتژیک و مهارت‌های مرتبط با آن تقویت می‌شود
۹	al Heydarian et (2025)	طراحی مدل تطبیقی هوشمندی استراتژیک درون‌سازمانی مورد مطالعه: سازمان‌های دولتی و خصوصی.	از روش شناسی تحلیل مضمون کیفی و PLS-SEMکمی استفاده کرده است. مؤلفه‌های شایستگی در ارزیابی ریسک، آگاهی محیطی، توانمندی-های تحلیلی، فرهنگ تبادل اطلاعات، آموزش منابع انسانی، انعطاف-پذیری سازمانی، پشتیبانی از تصمیم، مدیریت هوشمند منابع و فرهنگ نوآوری و خلاقیت به عنوان ابعاد کلیدی هوش استراتژیک درون سازمانی شناسایی شدند.
۱۰	Bazile et al (2025)	هوش استراتژیک به عنوان قابلیت تاب‌آوری زنجیره‌های تأمین جهانی: ارائه یک چارچوب مفهومی مبتنی بر مرور سیستماتیک متون	از روش مرور نظام مند ادبیات موضوع و فرا-تحلیل (PRISMA) بهره برده است. دانش هوش راهبردی پویا و در حال تکامل است و تاب آوری زنجیره جهانی در مواجهه با ریسک‌های جهانی را می‌افزاید.

در تحقیقی Al-Khatib (2023) به بررسی تأثیر تحلیل کلان داده‌ها و اینترنت اشیاء بر رؤیت پذیری زنجیره عرضه[1] و بررسی تأثیر آن‌ها بر عملکرد سازمانی پرداخته است. در این پژوهش از رؤیت زنجیره عرضه برای جمع آوری اطلاعات حاصل از متغیر مستقل تحلیل کلان داده‌ها استفاده شده است و تأثیر آن بر عملکرد سازمان سنجیده شده است. در کوتاه سخن اینکه زنجیره عرضه ماهیت فیزیکی و عملیاتی دارد و در جا به جایی کالاها و تحویل به مشتری متمرکز است. در حالی‌که رؤیت زنجیره عرضه اطلاعاتی و داده محور است و به دنبال رصد و کسب اطلاعات از آنچه در درون سازمان در حال رخ دادن است تأکید دارد. در حالی‌که Hearn et al (2007) و saeidi (2023) استعاره‌ای با عنوان اکولوژی ارزش آفرینی معرفی می‌کنند که بدیل زنجیره عرضه و زنجیره ارزش است. در جدول۲ مقایسه‌ای بین زنجیره عرضه، زنجیره ارزش و اکولوژی ارزش آفرینی انجام شده است.

اکولوژی ارزش آفرینی نه تنها امکان کسب اطلاعات از منابع داخل و خارج را فراهم می‌کند؛ بلکه قابلیت ذخیره دانش و مدیریت دانش را نیز فراهم می‌کند. درست همان محدودیتی که Al-Khatib (2023) داشته و محقق را منحصر به اطلاعات درون سازمانی نموده و اطلاعات جمع‌آوری

[1] Supply Chain Visibility

Table 2. Comparing the Supply Chain, Value Chain, and Value Creation Ecology (Hearn et al 2007 & Saeidi 2023).

جدول ۲. مقایسه‌ی بوم‌شناسی زنجیره‌ی تأمین، زنجیره‌ی ارزش و خلق ارزش

عناصر	زنجیره عرضه	زنجیره ارزش	اکولوژی ارزش آفرینی (VCE)
مشتریان	مصرف کنندگان نهایی	مصرف کنندگان نهایی	مصرف کنندگان نهایی، رقبا و غیره
محیط	ایستا/ ثابت	ایستا/ ثابت	آشوبناک/ نامطمئن
تمرکز	با طرف عرضه یا با طرف تقاضا و نه هر دو	با هر دو طرف عرضه و تقاضا	با هر دو طرف عرضه و تقاضا
ارزش آفرینی	تأکید محدود بر ارزش آفرینی	تأکید بر یک رویکرد خلق ارزش که به هر گره ارزشی را می‌افزاید	تأکید بر یک رویکرد کل نگر برای خلق ترزش از درون و بیرون اکوسیستم‌ها
نوع ارتباط	ادغام عمودی	گروه بندی محدود	پویا و در حال تکامل
ریسک	کم	متوسط	بالا
تمرکز سود	افزایش سود خود	افزایش سود خود	افزایش سود اعضای اکوسیستم
تمرکز هزینه	حداقل کردن هزینه خود	بهسنه سازی هزینه خود	بهینه سازی هزینه های مشترک
اهرم دانش	ذخیره سازی	احتکار	تسهیم (اشتراک گذاری)
رویکرد منبع	تدافعی	محافظتی	تسهیم (اشتراک گداری)
نگرش به زمان (دوره برنامه ریزی)	کوتاه مدت	بلند مدت	بلند مدت
پیشران های کلیدی	هزینه	درآمد	دانش

شده توسط رؤیت زنجیره عرضه به دانش منتهی نشده است را رفع می‌کند. از طرف دیگر، در تحقیق انجام شده، راهبرد هوش سازمانی مورد مطالعه قرار گرفته است. هوش بدون دانش Jagódka (2025) و راهبرد بدون آمیختن اطلاعات درون وبرون سازمانی Andersson et al (2024) قابل تصور نیست. دقیقاً همین مضمون ضعف بزرگ مقاله‌های Ali-Ahmadi et al (2023) و Heydarian etal (2025) است که منحصراً از طریق داده‌های درون سازمانی به دنبال ارائه هوشمندی استراتژیک درون سازمانی هستند. هیچکدام هم وقتی صحبت از هوش می‌کنند، دانش را مورد بررسی قرار نداده‌اند. همچنین در متغیرهای مورد مطالعه به هوشمندی منابع اشاره کرده بدون آنکه کسب، ذخیره سازی و اشتراک دانش را مورد بررسی قرار دهد. نکته مهمی که در تحقیق Roustaei & Taghavi (2023) به درستی به بکارگیری مدیریت دانش برای هوشمند سازی سازمان اشاره شده است. اکولوژی ارزش آفرینی این امکان را برای محقق فراهم ساخته است. در تحقیق دیگری که توسط Bazile et al (2025) انجام شده است، نوع ذره بین مورد استفاده توسط محقق تغییر کرده و برای مطالعه زنجیره تأمین در گستره جهانی از همان مفهوم قدیمی زنجیره عرضه استفاده شده است. بدین ترتیب راهبردی ارائه داده که مبتنی بر اطلاعات درون سازمانی نیست و بر اطلاعات جهانی متمرکز است. در این مقاله مرور سیستماتیک ادبیات موضوع انجام شده و در نهایت خود محقق به این محدودیت تحقیق اشاره کرده است. همچنین وقتی دامنه پژوهش را به سطح جهان گسترش می دهیم، کسب اطلاعات در مقیاس جهانی و تبدیل آن به دانش موضوع مهمی است که در مطالعه ادبیات موضوع پیشین توسط محقق به آن اشاره نشده است. وقتی در مقیاس جهانی تحقیق می کنیم با انبوهی از داده های ناسازگار رو به رو هستیم. به عبارتی قطعا در این تحقیق با کلان داده ها مواجه بودند که در ادبیات قدیمی مورد مطالعه محقق اثری از آن یافت نشده است. در حالیکه فناوری های نوین مانند اکوسیستم اینترنت اشیاء ،تحلیل کلان داده ها و اکولوژی ارزش آفرنی بر این ضعف فائق آمده اند.

مدل مفهومی

با توجه به مبانی نظری و فرضیه‌های تحقیق، مدل مفهومی تحقیق حاضر در شکل شماره ۱ ترسیم شده است.

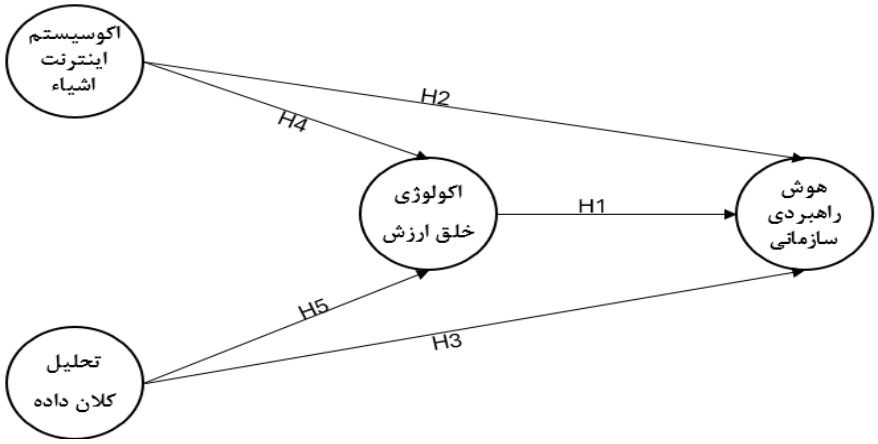

Fig. 1. Conceptual research model.

شکل ۱. مدل مفهومی تحقیق

برای مدیریت دانش مؤثر، باید فرایندها در یک معماری اکوسیستمی، شبکه‌ای و فراسازمانی طراحی شوند. هدف، تسهیل جریان آزاد اطلاعات و ادغام پویای دانش‌های ضمنی و صریح از منابع داخلی و خارجی است تا هم‌افزایی و ظهور دانش نوین محقق شود. این امر، ظرفیت یادگیری سازمانی را تعمیق بخشیده و سازمان را برای تدوین راهبردهای هوشمند و کسب مزیت رقابتی در مواجهه با چالش‌های پیچیده و چندوجهی توانمند می‌سازد (Abdeshahi et al., 2025). در عصر شتاب دانش و تلاطمات محیطی، سازمان‌ها به یک وضعیت عدم تعادل پایدار کشانده شده‌اند که در آن، ثبات دیگر یک مزیت نیست (Mirghafoori et al., 2025). این واقعیت، اتخاذ راهبردهای هوشمند و تطبیقی را برای تضمین تاب‌آوری و حفظ مزیت رقابتی در برابر چالش‌های نوظهور، یک ضرورت انکارناپذیر می‌سازد. در مدل مفهومی ارائه شده، اکوسیستم اینترنت اشیاء امکان اتصال سازمان با منابع داده های مؤثر در تصمیم گیری مدیران ارشد سازمان را فراهم می کند. داده ها توسط تحلیل کلان داده ها تحلیل می شوند. اکولوژی ارزش آفرینی وظیفه مدیریت جریان و تحلیل کلان داده ها را بر عهده دارد و با ذخیره سازی دانش، دسترسی مدیران برای تصمیم گیری دانش محور را فراهم می کنند. به این ترتیب سازمان با اتخاذ راهبردهای هوشمند در برابر تغییرات چند وجهی محیطی آماده تر می شود.

روش‌شناسی پژوهش

این بخش، چارچوب روش‌شناختی پژوهش حاضر را بر اساس مدل پیاز پژوهش ساندرز تبیین می‌کند که لایه‌های مختلف تصمیم‌گیری‌های پژوهشی را از کلیات به جزئیات تشریح می‌نماید .

۱. فلسفه تحقیق: پژوهش حاضر در بستر فلسفی پسا- اثبات گرایی[1] طراحی و اجرا شده است. این پارادایم با پذیرش وجود واقعیتی عینی و مستقل از پژوهشگر، معتقد است که شناخت ما از این واقعیت همواره تقریبی و نیازمند آزمون است. در چارچوب این نگاه، تمرکز پژوهش بر شناسایی روابط علّی و الگوهای پنهان میان متغیرها از طریق شواهد تجربی و کمی است. از این‌رو، هدف پژوهش مبنی بر آزمون فرضیه‌ها، استفاده از روش‌های کمی و تکنیک پیشرفته مدل‌سازی معادلات ساختاری (SEM) که امکان سنجش دقیق روابط و تبیین مدل مفهومی را فراهم می‌کند، اتخاذ شده است.

۲. رویکرد تحقیق: رویکرد غالب در این پژوهش، رویکرد قیاسی است. فرآیند تحقیق با بررسی ادبیات نظری و توسعه یک مدل مفهومی اولیه آغاز شد. سپس، فرضیه‌هایی از این مدل استنتاج گردید و در ادامه، با جمع‌آوری داده‌های تجربی، صحت این فرضیه‌ها و مدل نظری مورد آزمون قرار گرفت.

[1] Post-positivism

۳. استراتژی تحقیق: استراتژی اصلی به کار رفته در این پژوهش، پیمایش[1] است. این استراتژی برای جمع‌آوری داده‌ها از یک جامعه آماری بزرگ به منظور توصیف ویژگی‌ها، بررسی روابط و آزمون مدل‌های نظری بسیار کارآمد است. ماهیت تحقیق از نظر هدف، توصیفی-همبستگی می‌باشد.

۴. انتخاب‌های تحقیق: انتخاب روش تحقیق کمی است. داده‌ها از طریق پرسشنامه با مقیاس لیکرت جمع‌آوری شده و با استفاده از تکنیک‌های آماری پیشرفته، به ویژه مدل‌سازی معادلات ساختاری مبتنی بر حداقل مربعات جزئی(PLS-SEM) ، تحلیل می‌شوند.

۵. افق زمانی تحقیق: این پژوهش با افق زمانی مقطعی[2] انجام شده است. داده‌ها در یک بازه زمانی پنج ماهه به صورت یک‌باره از جامعه آماری نمونه‌گیری شده‌اند تا یک "عکس فوری" از روابط بین متغیرها در آن دوره زمانی مشخص ارائه شود.

۶.تکنیک‌ها و رویه‌ها: این لایه، جزئیات اجرایی پژوهش را در بر می‌گیرد.

- جامعه و نمونه آماری: جامعه آماری شامل متخصصان فناوری اطلاعات شرکت‌های دانش‌بنیان در پنج استان جنوب شرق کشور (یزد، کرمان، هرمزگان، خراسان جنوبی و سیستان و بلوچستان) است که به صورت هدفمند بر اساس تخصصشان در حوزه‌های مرتبط با تحقیق انتخاب شدند.
- حجم نمونه: برخلاف فرمول‌های کلاسیک (مانند کوکران) که برای تعیین حجم نمونه از روش حداقل مجزورات جزئی چندان مناسب نیستند، حجم نمونه در این پژوهش بر اساس معیارهای تخصصی PLS-SEM و با استفاده از نرم‌افزار GPower تعیین شد (Hair et al., 2024; Ringle et al.,2023). با فرض اندازه اثر متوسط($f^2 = 0.15$) ، سطح اطمینان ۹۵٪ ($\alpha = 0.05$) و توان آماری ۸۰٪($1-\beta = 0.80$) ، حداقل حجم نمونه مورد نیاز ۹۲ نفر محاسبه گردید. حجم نمونه نهایی ۲۰۸ نفر که براساس پرسشنامه‌های بازگشتی بعد از پنج ماه به دست آمد، به مراتب از این حداقل فراتر رفته و توان آماری کافی برای شناسایی حتی اثرات کوچک را تضمین می‌کند. بعلاوه، آزمون کایزر-مایر-اولکین[3] با مقدار ۰/۸۲۵ و سطح معناداری صفر، کفایت حجم نمونه برای تحلیل عاملی را به تأیید رساند(Tan et al., 2025) .
- ابزار گردآوری داده‌ها: ابزار تحقیق، یک پرسشنامه خودتنظیم، بسته‌پاسخ با ۴۸ سؤال و مقیاس ۵ گزینه‌ای لیکرت است که طراحی آن بر اساس الگوبرداری از مدل‌های معتبر پیشین مربوط به هوش راهبردی سازمانی (Rostamzadeh et al., 2024)؛ اکولوژی خلق ارزش (Saeidi, 2023)، اکوسیستم اینترنت اشیاء (DAS, 2022)، تحلیل کلان داده (Fantazy & Tipu, 2024) تنظیم شده است. سؤالات پرسش‌نامه با الگوبرداری مفهومی و تعدیلات فرهنگی از مقالات اشاره شده، استخراج شده‌اند.
- تحلیل داده‌ها: تحلیل داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار SmartPLS 4.0 و تکنیک PLS-SEM انجام خواهد شد.

سنجش روایی و پایایی ابزار تحقیق

به منظور اطمینان از کیفیت و اعتبار پرسش‌نامه ، روایی[4] و پایایی[5] آن از طریق روش‌های معتبر علمی سنجیده شد.

الف) روایی به میزان دقت ابزار در سنجش آن‌چه مد نظر است، اشاره دارد. در این پژوهش دو نوع روایی بررسی شد:

۱. روایی محتوا و ظاهری : برای اطمینان از اینکه سؤالات تمام ابعاد مفهومی متغیرها را پوشش می‌دهند، پرسشنامه اولیه توسط تعدادی (۲۰ نفر) از اساتید و کارشناسان برجسته حوزه مدیریت فناوری اطلاعات و محققان شرکت‌های دانش‌بنیان مورد بررسی قرار گرفت.

روایی ظاهری: برای سنجش وضوح، سادگی و قابل فهم بودن سؤالات، نظرات همان گروه از خبرگان اخذ گردید. (Bhatt et al., 2025) پس از جمع‌آوری دیدگاه‌ها، اصلاحات لازم در واژگان و ساختار سؤالات اعمال و پرسشنامه نهایی تنظیم شد.

۱-۱.معرفت شناسی انتخاب خبرگان: در چارچوب پارادایم پسا-اثبات‌گرایی و با رویکرد استنتاجی که هدف آن تبیین روابط علی و معلولی و برازش مدل‌های نظری است، ارزیابی اعتبار ابزار اندازه‌گیری نیازمند دقت در سنجش اولیه است. فرآیند شناسایی خبرگان با رویکرد نمونه‌گیری هدفمند[6] و مبتنی بر معیارهای کیفی "کیفیت خروجی علمی" (تالیف و تدریس) و "تجربه حرفه‌ای" صورت پذیرفت. با توجه به نتایج سنجش

[1] Survey
[2] Cross-sectional time horizon
[3] Kaiser-Mayer-Olkin (KMO)
[4] Validity
[5] Reliability
[6] Purposeful Sampling

کیفی و پروتکل استاندارد (Lynn(1986 که بازه ۱۰ تا ۲۰ خبره را برای سنجش روایی محتوایی توصیه می‌کند، تعداد ۲۰ خبره به عنوان حجم نمونه نهایی برای سنجش روایی تعیین شد. انتخاب این تعداد، با تکیه بر اصول نظریه نمونه‌گیری، موازنه‌ای دقیق میان قابلیت اجرایی و پایداری آماری ایجاد می‌کند، به گونه‌ای که، خطای استاندارد میانگین[1] در قضاوت‌های خبرگان به حداقل می‌رسد و واریانس داده‌ها تثبیت می‌گردد.

۲-۱. تحلیل کمی روایی محتوایی: انتقال از رویکرد دوبعدی به رویکرد فاصله‌ای: برخلاف رویکردهای سنتی که اغلب بر مبنای مقیاس‌های دوتایی (بله/خیر) و محاسبات فرمولی لاشه[2] (مانند CVR) استوار هستند و ماهیت پیوستگی داده‌های مدل‌سازی معادلات ساختاری را نادیده می‌گیرند، در این پژوهش از روش تحلیل کمی پیشرفته‌تر مبتنی بر شاخص میانگین روایی محتوایی (CVM) (Rossiter 2011) و شاخص درصد توافق (AP) (KUM et al., 2024) استفاده شد. این روش با ماهیت داده‌های طیف لیکرت (مقیاس فاصله‌ای) همخوانی بیشتری دارد و اجازه می‌دهد تا به جای قضاوت‌های صفر و یکی، عمق تخصصی خبرگان در میزان ضرورت آیتم‌ها استخراج گردد. خبرگان ۲۰ نفره، هر آیتم را بر اساس طیف ۵ گزینه‌ای (۱=غیرضروری تا ۵=کاملاً ضروری) ارزیابی کردند. در ادامه دو شاخص CVM و AP به صورت دقیق محاسبه و تفسیر می‌گردند.

۱-۲-۱. شاخص میانگین روایی محتوایی[3] (CVM): بر اساس استانداردهای دقیق پژوهش‌های کمی و با توجه به سطح اطمینان ۹۵ درصد، حداقل آستانه میانگین برای حفظ یک گویه، برابر با ۳/۵ (نسبت به ۵) تعیین شد. $CVM=\frac{\Sigma R_i}{N}$ در این فرمول Ri امتیاز هر خبره به سؤال است و N تعداد خبرگانی است که ارزیابی را انجام داده اند. یک CVM بالای ۰/۸ به عنوان آستانه خوبی برای تأیید روایی محتوا در نظر گرفته می شود. در تحقیق حاضر CVM بالای ۰/۸محقق شد.

۲-۲-۱. شاخص درصد توافق[4] (AP): برای کنترل پراکندگی نظرات و اطمینان از همگرایی درونی[5] (Valcanover et al., 2025) در فاز طراحی پرسشنامه، شاخص درصد توافق محاسبه شد. این شاخص نسبت خبرگانی که گزینه‌های ۴ (ضروری) و ۵ (کاملاً ضروری) را انتخاب کرده‌اند به کل جامعه خبرگان (۲۰ نفر) را نشان می‌دهد.

$AP=\frac{N_a}{N_t}\times 100$ در این فرمول N_a تعداد نظرات یا امتیازاتی است در یک مورد خاص توافق شده؛ N_t کل تعداد خبرگانی که پرسشنامه را ارزیابی نموده اند. AP بالای ۷۰٪ به عنوان نشانه ای از توافق مناسب در نظر گرفته می شود محاسبات نشان می دهد که بین خبرگان توافق خوبی در مورد پرسشنامه وجود دارد.

در این پژوهش، برای اطمینان از توافق قوی در بین خبرگان، آستانه کیفیِ آماری ٪۷۵ در نظر گرفته شد. محاسبات عددی دقیق: با توجه به حجم نمونه ۲۰ نفره، آستانه ۷۵ درصد به معنای حداقل ۱۵ رای مثبت از سوی خبرگان است.

گویه هایی که همزمان شرط میانگین بالای ۳/۵ و کسب حداقل ۱۵ رای (در سطح گزینه‌های ۴ و ۵) را دارا بودند، به عنوان شاخص‌های معتبر شناسایی شدند. این فیلترگذاری دقیق تضمین می‌کند که متغیرهای مشاهده‌پذیر (گویه ها) وارد شده در مدل معادلات ساختاری، از غنی بودن محتوا[6] و وضوح لازم برخوردار بوده و احتمال بروز خطای اندازه‌گیری در مدل‌سازی نهایی به شدت کاهش می‌یابد.

۲. روایی سازه: این نوع روایی که مهم‌ترین جنبه اعتبار در پژوهش‌های کمی است، از طریق ارزیابی مدل اندازه‌گیری در PLS-SEM بررسی می‌شود. هرچند متن به صراحت به نتایج تحلیل عاملی تأییدی اشاره نکرده، اما فرآیند سنجش روایی سازه[7] در PLS-SEM مستلزم بررسی بارهای عاملی[8] و میانگین واریانس استخراج شده (AVE) است که نشان‌دهنده همبستگی هر گویه با سازه خود و تمایز آن از سازه‌های دیگر است. همچنین، روایی سازه نشان می‌دهد که سنجش انجام شده تا چه حد مفهوم را براساس تئوری‌های مرتبط انعکاس می‌دهد. همچنین، به تحلیل عاملی تأییدی (Gorai et al., 2024) نیز به عنوان معیاری برای سنجش روایی سازه اشاره شده است.

[1] Standard Error of Mean
[2] Lawshe
[3] Content Validity Mean (CVM)
[4] Agreement Percentage
[5] Convergent Validity
[6] Content Relevance
[7] Construct Validity
[8] Outer Loadings

۳. روایی همگرا: روایی همگرا، میزان همبستگی بین هر عامل با سؤالاتش است. سازه باید با متغیرهای مرتبط همبستگی داشته و با سایر سازه‌ها ناهمبسته باشد. دو معیار (AVE >۰/۵) و همچنین بزرگتر بودن CR همه سازه‌ها از AVE همان سازه از معیارهای روایی همگرا است. بعلاوه همان‌طور که در جدول ۸ مشاهده می‌شود، معیار فورنل-لارکر نیز، به عنوان معیار روایی همگرا محاسبه و آورده شده است.

ب) پایایی به ثبات و سازگاری ابزار اندازه‌گیری اشاره دارد. در این پژوهش از دو شاخص کلیدی استفاده شد:

۱. آلفای کرونباخ: این شاخص برای سنجش پایایی درونی مجموعه سؤالات مرتبط با هر سازه محاسبه شد. مقدار آلفای کرونباخ برای پرسشنامه‌های تکمیل شده توسط گروه خبرگان متشکل از ۲۰پرسشنامه ۰/۸۰۳ به دست آمد. برای محاسبه الفای کرونباخ پرسشنامه خبرگان، از نرم افزار SPSS27.0 استفاده شد. بعد از تأیید پایایی پرسشنامه ها توسط گروه خبرگان، پرسشنامه براساس حجم نمونه محاسبه شده توزیع شد. همچنین آلفای کرونباخ سازه‌ها نیز محاسبه شد که از آستانه قابل قبول ۰/۷۰ فراتر رفته و نشان‌دهنده پایایی مناسب ابزار است.

۲. پایایی ترکیبی(CR): از آنجایی که در تحلیل از، PLS-SEM استفاده می‌شود، پایایی ترکیبی معیار مناسب‌تری برای سنجش پایایی درونی سازه‌هاست. همانطور که در جدول ۳ نیز قابل مشاهده است، مقدار این شاخص برای تمامی سازه‌های تحقیق بالاتر از ۰/۷ بود که این امر، پایایی عالی و همسانی درونی مدل اندازه‌گیری را تأیید می‌کند.(Lim, 2024)

یافته‌های پژوهش

نتایج تحلیل مدل اندازه‌گیری که در جدول ۲ آورده شده است؛ حاکی از آن است که تمامی سازه‌های پژوهش از پایایی و روایی مطلوبی برخوردارند. در این راستا، مقادیر ضریب آلفای کرونباخ و پایایی ترکیبی[1] (CR) ، برای تمامی متغیرها، فراتر از آستانه ۰/۷۰ قرار گرفت که این امر، همسانی درونی و پایایی سازه‌ها را به خوبی تأیید می‌کند. برای سنجش روایی همگرا[2] از شاخص میانگین واریانس استخراج شده[3] استفاده شد. مقدار AVE برای هر سازه بالاتر از ۰.۵۰ بود و همچنین، پایایی ترکیبی (CR) در تمام موارد از AVE بزرگ‌تر بود. این دو شرط، به طور قاطع روایی همگرای مدل اندازه‌گیری را تأیید می‌نماید (Lim, 2024). در سطح گویه‌ها، بارهای عاملی[4] تمامی گویه ها به جز SI2,SI6,VE7.VE11,IE3,IE4,IE9 و BD3 در محدوده مطلوب (بالاتر از ۰/۷) قرار داشتند که نشان‌دهنده ارتباط قوی هر گویه با سازه مربوطه است.

Table 3. Reliability and Convergent Validity of the Research Variables.

جدول ۳. پایایی و روایی همگرای متغیرهای پژوهش

متغیرها	پایایی ترکیبی (CR)	شاخص CV-Red	شاخص CV-Com	شاخص متوسط واریانس استخراج شده (AVE)	ضریب آلفا کرونباخ
اکوسیستم اینترنت اشیاء	۰/۹۴۷	*	۰/۶۰۵	۰/۶۹۴	۰/۸۳۵
تحلیل کلان داده	۰/۹۶۳	*	۰/۴۰۲	۰/۵۱۲	۰/۸۷۹
اکولوژی خلق ارزش	۰/۹۰۲	۰/۴۱۸	۰/۳۵۵	۰/۵۲۲	۰/۸۴۶
هوش راهبردی سازمانی	۰/۹۲۱	۰/۷۲۷	۰/۴۷۹	۰/۶۳۴	۰/۸۸۵

بارعاملی بین ۰/۳ تا ۰/۶ قابل قبول است و اگر بزرگ‌تر از ۰/۶ باشد خیلی مطلوب است (Habibi & Adenpour, 2017). پرسش‌نامه تحقیق در پیوست ۱ آورده شده است. این گویه‌های با بارعاملی کمتر از حد مطلوب از مدل حذف شدند. سرانجام، اعتبار پیش‌بینی‌کننده[5] مدل از طریق شاخص توانایی پیش‌بینی متقابل[6] برای سازه‌های درون‌زا ارزیابی شد. مقادیر مثبت این شاخص برای تمامی متغیرهای درون‌زا، گواهی بر قدرت

[1] Composite Reliability (CR)
[2] Convergent Validity
[3] Average Variance Extracted (AVE)
[4] Factor Loadings
[5] Predictive Relevance -Q^2
[6] Cross-validated Redundancy (CV-Red)

پیش‌بینی‌کننده مطلوب مدل ساختاری است. علاوه بر این، شاخص کیفیت روایی متقاطع[1] نیز با داشتن مقادیر مثبت، کیفیت برازش مدل اندازه‌گیری را تأیید نمود.

آزمون فرضیه

در گام بعدی تحلیل، با فرض تأیید روایی و برازش مدل، به آزمون فرضیه‌های تحقیق پرداخته می‌شود. ملاک‌های لازم برای این آزمون، شامل ضرایب مسیر و بارهای عاملی، در شکل (۲) و آماره تی مرتبط با ضرایب مسیر در جدول(۴) ارائه گردیده است. این داده‌ها مبنای قضاوت در مورد پذیرش یا رد فرضیه‌های پژوهش را فراهم می‌آورند.

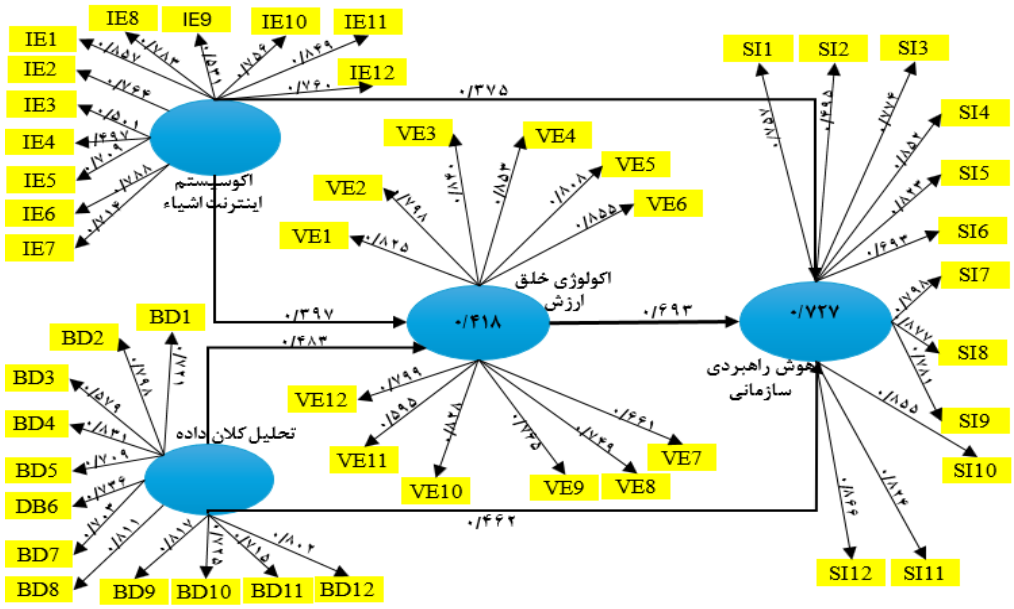

Fig. 2. Path Coefficients and Factor Loadings.

شکل ۲. ضرایب مسیر و بارهای عاملی

Table 4. Results of the Hypothesis Testing.

جدول ۴. نتایج آزمون فرضیه‌ها

فرضیه‌ها	ضریب مسیر	آماره t	F^2	p-Value	نتیجه
فرضیه ۱: اکولوژی خلق ارزش بر هوش راهبردی سازمان تأثیر معنی‌داری دارد.	۰/۶۹۳	۱۲/۴۰۵	۰/۶۸۹	۰/۰۰۰	**تأیید**
فرضیه ۲: اکوسیستم اینترنت اشیاء بر هوش راهبردی سازمان تأثیر معنی‌داری دارد.	۰/۳۷۵	۸/۷۲۱	۰/۴۶۳	۰/۰۰۰	**تأیید**
فرضیه ۳: تحلیل کلان داده بر هوش راهبردی سازمان تأثیر معنی‌داری دارد.	۰/۴۶۲	۷/۴۱۹	۰/۵۷۴	۰/۰۰۰	**تأیید**
فرضیه ۴: اکوسیستم اینترنت اشیاء بر اکولوژی خلق ارزش تأثیر معنی‌داری دارد.	۰/۳۹۷	۴/۴۵۹	۰/۲۸۵	۰/۰۰۰	**تأیید**
فرضیه ۵: تحلیل کلان داده بر اکولوژی خلق ارزش تأثیر معنی‌داری دارد.	۰/۴۸۳	۶/۶۱۲	۰/۴۰۸	۰/۰۰۰	**تأیید**

بر اساس سطح معناداری ۰/۰۵(α=0.05) ، فرضیه اول پژوهش که تأثیر اکولوژی خلق ارزش بر هوش راهبردی سازمانی را می‌سنجد، تأیید می‌شود. همانطور که در جدول (۴) مشاهده می‌شود، آماره تی برای این رابطه (۱۲/۴۰۵) از مقدار بحرانی (۱/۹۶) بیشتر است و ضریب مسیر آن نیز معادل ۰/۶۹۳ می‌باشد که حاکی از تأثیر مثبت و معنادار این متغیر است. از طرف دیگر، اندازه اثر اکولوژی خلق ارزش بر هوش راهبردی قوی است. در فرضیه دوم؛ آماره تی و ضریب مسیر به ترتیب ۸/۷۲۱ و ۰/۳۷۵ است و این نشان می‌دهد که اکوسیستم اینترنت اشیاء بر هوش راهبردی سازمان تأثیر معنی‌داری دارد. همچنین اندازه اثر آن ۰/۴۶۳ است که از ۰/۳۵ بزرگتر است و نشان دهنده اثر قوی است. آستانه معنی‌داری و ضریب مسیر برای فرضیه سوم به ترتیب برابر با ۷/۴۱۹ و ۰/۴۶۲ است و اندازه اثر آن ۰/۵۷۴ بوده که حاکی از اثر قوی

[1] Cross-validated Communality (CV-Com)

است و تأثیرگذاری متغیر مستقل تحلیل کلان داده بر هوش راهبردی سازمان را تأیید می‌کند. در فرضیه چهارم ۴/۴۵۹ و ۰/۳۹۷ به ترتیب مربوط به سطح معنی‌داری و ضریب مسیر می‌شوند. همانطور که در جدول ۲ مشاهده می شود؛ سطح معنی داری از حد بحرانی بالاتر است. از طرفی، اندازه اثر تأثیر اکوسیستم اینترنت اشیاء بر اکولوژی خلق ارزش ۰/۲۸۵ است که از حد متوسط فراتر است، پس فرضیه چهارم نیز تأیید می شود. سطح معنی داری و ضریب مسیر مربوط به فرضیه پنجم به ترتیب برابر با ۶/۶۱۲ و ۰/۴۸۳ و اندازه اثر آن با مقدار ۰/۴۸۳ اثری قوی است، بنابراین، میزان سطح معنی داری از آستانه بحرانی فراتر است و تأثیر تحلیل کلان داده بر اکولوژی خلق ارزش تأیید می‌شود. علاوه براین، نتایج جدول (۶) نشان می‌دهد که مقادیر ضریب تعیین (R^2) برای متغیرهای درون‌زای مدل، مثبت و معنادار است. این امر بیانگر توانایی مناسب متغیرهای مستقل (اکوسیستم اینترنت اشیاء و تحلیل کلان داده) در تبیین واریانس متغیر میانجی (اکولوژی خلق ارزش) و در نهایت، توانایی مدل در پیش‌بینی هوش راهبردی سازمان است.

تحلیل متغیر میانجی

آزمون سوبل یک روش آماری کلاسیک برای ارزیابی معناداری آماری اثر غیرمستقیم در یک مدل میانجی است. در حالی که شاخص شمول واریانس[1] (واف) میزان یا شدت تأثیر میانجی‌گری را نشان می‌دهد، آزمون سوبل مشخص می‌کند که آیا این تأثیر از نظر آماری معنادار است یا صرفاً ناشی از تصادف نمونه‌ای است. اگر مقدار آماره سوبل بزرگ‌تر از ۱/۹۶ باشد، اثر غیرمستقیم در سطح اطمینان ۹۵ درصد معنادار تلقی می‌شود.جهت سنجش اثر میانجی‌گری اکولوژی خلق ارزش، از آزمون سوبل و شاخص شمول واریانس، بهره گرفته شد. شاخص, واف سهم اثر غیرمستقیم را در کل اثر بر متغیر وابسته نشان می‌دهد. بر این اساس، مقادیر ۰/۰۲ <واف < ۰/۸۰ بیانگر میانجی‌گری جزئی و اگر ۰/۸۰ <VAF باشد حاکی از میانجی‌گری کامل است.

Table 5. Results of the Sobel Test and the Variance Accounted For (VAF) of the Model's Mediating Variable.

جدول ۵. نتایج آزمون سوبل و واریانس محاسبه‌شده (VAF) متغیر میانجی مدل

متغیر میانجی	VAF	سوبل >۱/۹۶	نتیجه آزمون
فرضیه ۶: میانجیگری اکولوژی خلق ارزش بین متغیرهای برون زای اکوسیستم اینترنت اشیاء با هوش راهبردی سازمان معنی دار است.	۰/۴۱	۳/۸۲۷	**تأیید**
فرضیه ۷ میانجیگری اکولوژی خلق ارزش بین متغیرهای برون زای تحلیل کلان داده با هوش راهبردی سازمان معنی‌دار است.	۰/۴۳	۴/۰۱۱	**تأیید**

همانطور که در جدول (۵) نشان داده شده است، یافته‌ها پشتیبانی قوی از نقش میانجی اکولوژی خلق ارزش ارائه می‌دهند. در مرحله اول، آزمون سوبل با به دست آوردن آماره‌ای بزرگ‌تر از ۱/۹۶، معناداری آماری اثر غیرمستقیم اکوسیستم اینترنت اشیاء (شاخص سوبل = ۳/۸۲۷) و اثر غیر مستقیم تحلیل کلان داده بر هوش راهبردی سازمان با میانجیگری اکولوژی خلق ارزش (شاخص سوبل = ۴/۰۱۱) را تأیید نمود. در مرحله دوم و برای سنجش شدت و اهمیت عملی این میانجی‌گری، از شاخص شمول واریانس استفاده گردید. نتایج این شاخص حاکی از آن است که ۴۱ درصد از اثر کلان (مجموع اثرات مستقیم و غیرمستقیم) متغیر اکوسیستم اینترنت اشیاء بر هوش راهبردی سازمان، از طریق مسیر غیرمستقیم و به واسطه اکولوژی خلق ارزش اعمال می‌گردد. همچنین، یافته ها نشان دادند که ۴۳ درصد از مجموع اثرات مستقیم و غیرمستقیم متغیر تحلیل کلان داده بر هوش راهبردی سازمان، از مسیر غیر مستقیم و از طریق اکولوژی خلق ارزش حاصل شده است.

برازش مدل

ارزیابی نکویی برازش مدل، گامی اساسی در تأیید اعتبار پژوهش است که در آن، عملکرد مدل اندازه‌گیری و مدل ساختاری سنجیده می‌شود. برای این منظور، از دو شاخص اصلی استفاده شده است. نخست، ضریب[2]که به عنوان معیاری برای سنجش نکویی برازش بخش ساختاری، قدرت تبیین‌کنندگی متغیرهای مستقل را بر روی متغیرهای مکنون درون‌زا (میانجی و وابسته) نشان می‌دهد. دوم، شاخص برازش کلی[3] به

[1] Variance Accounted For (VAF)
[2] Coefficient of Determination (R^2)
[3] Good of Fit (GOF)

عنوان یک معیار جامع، عملکرد کلی مدل را به صورت یکپارچه ارزیابی می‌کند. معیارهای تفسیر این شاخص‌ها به شرح زیر است: برای ، مقادیر ۰/۱ (ضعیف)، ۰/۲۵(متوسط) و ۰/۳۶ (قوی) و برای مجدور آر، بازه‌های کمتر از ۰/۲۵ (ضعیف)، ۰/۲۵-۰/۳۶ (متوسط) و بالای ۰/۳۶ (قوی) به عنوان آستانه‌های تفسیری در نظر گرفته شده‌اند. جزئیات کامل این شاخص‌ها در جدول (۵) ارائه گردیده است.

نتایج جدول (۶) حاکی از قدرت تبیینی بالای مدل است. ضریب تعیین (مجدور آر) برای هوش راهبردی سازمانی ۰/۷۲۹ و برای متغیر میانجی (اکولوژی خلق ارزش) ۰/۴۶ به دست آمد. این مقادیر نشان می‌دهند که متغیرهای مستقل به ترتیب ۷۳ درصد و ۴۶ درصد از واریانس متغیرهای وابسته و میانجی را تبیین می‌کنند. سایر شاخص‌های برازش مدل نیز در ادامه گزارش می‌گردند.

Table 6. Summary of the Overall Model Goodness-of-Fit Indices.

جدول ٦. خلاصه‌ای از شاخص‌های کلی نیکویی برازش مدل

متغیرهای پژوهش	ضریب تعیین	شاخص نکویی برازش (GOF)
اکوسیستم اینترنت اشیاء	*	
تحلیل کلان داده	*	
اکولوژی خلق ارزش	۰/۴۶۳	
هوش راهبردی سازمان	۰/۷۲۹	
میانگین و GOF	۰/۵۹۶	۰/۶۷

به منظور ارزیابی اهمیت عملی روابط، از شاخص اندازه اثر (مجدور اف) استفاده شد. این شاخص نشان می‌دهد که حذف یک متغیر مستقل از مدل، چه میزان از واریانس تبیین‌شده (مجدور آر) متغیر وابسته را کاهش می‌دهد. بر اساس آستانه‌های تفسیری کوهن (۱۹۸۸)، مقادیر ۰/۰۲، ۰/۱۵ و ۰/۳۵ به ترتیب بیانگر اثر کوچک، متوسط و بزرگ هستند. نتایج نشان می‌دهد که اندازه اثر اکوسیستم اینترنت اشیاء و تحلیل کلان داده بر اکولوژی خلق ارزش بزرگ‌تر از ۰/۳۵ است که حاکی از اثر بزرگ این متغیرهاست. نتایج در جدول ۷ آورده شده است. همچنین، اندازه اثر متغیرهای مستقل و میانجی بر هوش راهبردی سازمانی، بزرگ‌تر از ۰/۱۵ بوده که بیانگر یک اثر متوسط است. این اندازه‌های اثر، اهمیت عملی روابطی را که از نظر آماری معنادار تشخیص داده شدند، تأیید می‌نمایند.

Table 7. Effect Size (f^2) Index.

جدول ۷. شاخص اندازه اثر (f^2)

F^2	اکوسیستم اینترنت اشیاء	تحلیل کلان داده	اکولوژی خلق ارزش	هوش راهبردی سازمان
اکوسیستم اینترنت اشیاء			۰/۲۸۵	۰/۴۶۳
تحلیل کلان داده			۰/۴۰۸	۰/۵۷۴
اکولوژی خلق ارزش				۰/۶۸۹
هوش راهبردی سازمان				

Table 8. Fornell–Larcker Criterion for Discriminant Validit

جدول ۸. معیار فورنل-لارکر برای اعتبار تشخیصی

فورنل - لارکر	اکوسیستم اینترنت اشیاء	تحلیل کلان داده	اکولوژی خلق ارزش	هوش راهبردی سازمان
اکوسیستم اینترنت اشیاء	۰/۷۲۵			
تحلیل کلان داده	۰/۷۰۳	۰/۸۰۵		
اکولوژی خلق ارزش	۰/۵۱۴	۰/۶۵۷	۰/۷۴۴	
هوش راهبردی سازمان	۰/۶۳۹	۰/۷۱۵	۰/۶۱۲	۰/۸۳۱

برای ارزیابی روایی واگرا[1]، از معیار فورنل - لارکر[2] استفاده شد. این معیار بر این اصل استوار است که هر سازه باید با شاخص‌های خود همبستگی بیشتری داشته باشد تا با سایر سازه‌ها. به‌طور عملی، این امر زمانی تأیید می‌شود که مجذور میانگین واریانس استخراج شده برای هر سازه، از مقادیر همبستگی آن با سایر سازه‌ها در ماتریس همبستگی بزرگ‌تر باشد. همانطور که در جدول ۸ مشاهده می‌شود، نتایج این آزمون رعایت کامل این شرط را نشان می‌دهد و بنابراین، روایی واگرای مدل پژوهش تأیید گردید.

بحث

[1] Discriminant Validity
[2] Fornell-Larcker

بر اساس یافته‌های این پژوهش، گذار از «رؤیت‌پذیری» به «هوش راهبردی» در عصر دیجیتال، نیازمند یک تغییر پارادایم از رویکردهای ایستای زنجیره‌ای به پارادایم پویای اکولوژی خلق ارزش است. یافته‌های پژوهش حاضر، خلأ نظری موجود در مطالعات پیشین را که غالباً فناوری‌های نوین را به‌صورت جزیره‌ای و صرفاً به‌عنوان ابزارهای عملیاتی در نظر می‌گرفتند، برطرف می‌سازد. نتایج به‌وضوح نشان داد که اکوسیستم اینترنت اشیاء و تحلیل کلان‌داده به‌تنهایی کاتالیزورهای تحول استراتژیک نیستند؛ بلکه داده‌های خام تولیدشده توسط این فناوری‌ها، تنها از کانال اکولوژی خلق ارزش به‌عنوان حلقه واسط، به دانش و هوش راهبردی تبدیل می‌شوند. تبیین مکانیزم این تحول، یک فرآیند سه‌مرحله‌ای پیچیده را آشکار می‌سازد: در مرحله فنی، اینترنت اشیاء با تأمین جریانی پیوسته از داده‌های واقع‌زمانِ درون و برون‌سازمانی، بستر را فراهم می‌کند؛ در مرحله اکولوژیک، تحلیل کلان داده و تعاملات شبکه‌ای در بستر اکولوژی ارزش آفرینی، این داده‌های خام را با مکانیزم‌های تسهیم دانش و هم‌افزایی به بینش تبدیل می‌کنند؛ و در مرحله شناختی، این بینش‌ها به هوش راهبردی ارتقا یافته و تصمیم‌گیری را از حالت گذشته‌نگر به پیش‌بینانه و تجویزی تغییر می‌دهند .یکی از مهم‌ترین دستاوردهای نظری این پژوهش، عبور از مرزهای مفهومی «زنجیره عرضه و ارزش» است. برخلاف دیدگاه‌های سنتی نظیر (2023) Al-Khatib که ماهیتی تدافعی، فیزیکی و متمرکز بر احتکار داده‌های درون‌سازمانی دارند، مدل تأییدشده در این مطالعه نشان داد که اکولوژی خلق ارزش با اتخاذ رویکردی تسهیم‌گرانه و تعاملی با محیط‌های برون‌سازمانی، تاب‌آوری سازمان را در برابر عدم‌قطعیت‌ها ارتقا می‌بخشد. این یافته در تضاد با محدودیت‌های مطالعاتی نظیر Ali-Ahmadi et al. (2023) و Bazile et al. (2025)قرار گرفته و ثابت می‌کند که هوش راهبردی یک دارایی درون‌زا و انزواطلب نیست، بلکه پدیده‌ای برون‌سازمانی، شبکه‌ای و شناختی است که در دل تعاملات پویا و اشتراک دانش با ذینفعان (رقبا، شرکا و مشتریان) شکل می‌گیرد. علاوه بر این، تأیید نقش میانجی اکولوژی ارزش افرینی نشان داد که اشتراک‌گذاری داده‌های محیطی، نه‌تنها تهدیدی برای مزیت رقابتی نیست، بلکه به غنا و اعتبار دانش سازمانی می‌افزاید و تهدیدها را پیش از وقوع شناسایی کرده و فرصت‌ها را پیش از ظهور کشف می‌کند. در واقع، اکولوژی خلق ارزش با مدیریت پیچیدگی‌های کلان‌داده‌های ناهمگن، مرزهای فیزیکی زنجیره ارزش را درنوردیده و بستر هوشمندسازی واقعی را فراهم می‌آورد. در نهایت، این پژوهش با تمرکز بر شرکت‌های دانش‌بنیان، استدلال می‌کند که استقرار چارچوب‌های فناورانه به‌تنهایی برای تحقق پارادایم «سازمان هوشمند» کفایت نمی‌کند. گذار به هوش راهبردی در محیط‌های پرآشوب کسب‌وکار، مستلزم استقرار یک بستر اکولوژیک است که در آن، مدیریت دانش صرفاً یک فعالیت پشتیبانی نبوده، بلکه خودِ اکولوژی است که بستر هم‌افزایی، خلق ارزش پایدار و تحول استراتژیک را طراحی می‌نماید. این تغییر رویکرد، افزودنی ارزشمند به ادبیات هوش راهبردی محسوب شده و نقشه راهی برای استراتژیست‌ها در مواجهه با پیچیدگی‌های محیطی ارائه می‌دهد.

نتیجه‌گیری

در تحقیقات گذشته، براین‌که منابع داده‌ها در محیط درون و برون سازمانی وجود دارد، تأکید نشده است. همچنین، هوش راهبردی به کشف فرصت‌ها و تهدیدهای محیطی برای تصمیم‌گیری آینده نگر منجر می‌شود، ولی در مورد چگونگی استخراج این داده‌های محیطی مؤثر و تبدیل آن‌ها به دانش عملی برای مدیران عالی (استراتژیست‌ها) اشاره‌ای نشده است. این پژوهش به بررسی تأثیر همزمان اکوسیستم اینترنت اشیاء و تحلیل کلان داده بر هوش راهبردی سازمان‌ها می‌پردازد. در حالی که پژوهش‌های پیشین بیشتر به یکی از این دو فناوری پرداخته‌اند، این مطالعه به تحلیل تعامل و هم‌افزایی این دو فناوری در زمینه هوش راهبردی می‌پردازد. این پژوهش برای نخستین بار به بررسی نقش اکولوژی خلق ارزش به عنوان یک عامل میانجی در ارتباط بین اینترنت اشیاء، تحلیل کلان داده و هوش راهبردی پرداخته است. این رویکرد جدید می‌تواند به درک عمیق‌تری از چگونگی ایجاد ارزش در شرکت‌های دانش بنیان کمک کند که در مطالعات قبلی به آن پرداخته نشده است.واین پژوهش به طور خاص بر روی شرکت‌های دانش بنیان در منطقه جنوب شرق ایران متمرکز است. این تمرکز جغرافیایی و صنعتی می‌تواند به شناسایی چالش‌ها و فرصت‌های خاص این منطقه کمک کند و به ادبیات موجود در زمینه هوش راهبردی و فناوری‌های نوین غنای بیشتری ببخشد. نوآوری اصلی این پژوهش، عبور از رویکردهای جزیره‌ای و ارائه یک مدل یکپارچه است که برای نخستین بار، مکانیسم تحولی تبدیل داده‌های خام اکوسیستم اینترنت اشیاء به دانش راهبردی را تبیین می‌کند. این مدل، با قرار دادن اکولوژی خلق ارزش به عنوان بستر هم‌افزا، نشان می‌دهد که چگونه تحلیل کلان‌داده صرفاً یک ابزار فنی نبوده، بلکه بخشی از یک فرآیند پیچیده است که در نهایت به تحقق پارادایم سازمان هوشمند می‌انجامد و این پژوهش به دنبال آزمون تجربی این مکانیزم نوین است.

یافته‌های حاصل از تحلیل داده‌ها، پشتیبانی قوی و معناداری از مدل مفهومی و تمامی فرضیه‌های تحقیق به عمل آورد. این نتایج، یک مکانیزم پیچیده و چندمرحله‌ای را روشن می‌سازد که در آن، فناوری‌های نوین صرفاً به عنوان ابزارهای عملیاتی عمل نکرده، بلکه به عنوان کاتالیزورهای تحول استراتژیک ظاهر شده‌اند. در فرضیه اول تحقیق، اکولوژی خلق ارزش با ادغام تحلیل داده‌های اخذ شده از محیط داخل و خارج سازمان،

دانش فراهم شده را ذخیره نموده، برای تصمیم گیری بلندمدت در اختیار استراتژیست‌های سازمان قرار می‌دهد. این یافته، هوش راهبردی را یک قابلیت درون‌زا و برآمده از تعاملات شبکه‌ای در اکولوژی خلق ارزش می‌داند. این یافته، مشابه یافته پژوهش‌های Jomes et al., 2020 و Saeidi, 2023 است. در فرضیه دوم این ارتباط نشان می‌دهد که اکوسیستم اینترنت اشیاء با تأمین جریانی پیوسته از داده‌های واقع‌زمان، هوش راهبردی را از یک ابزار تحلیلی گذشته‌نگر به یک قابلیت پیش‌بینانه و تجویزی ارتقا می‌دهد. نتیجه نهایی، توانمندسازی سازمان برای اتخاذ تصمیمات استراتژیک چابک‌تر و دقیق‌تر و در نهایت، خلق مزیت رقابتی پایدار از طریق بهینه‌سازی هوشمندانه فرآیندها و پیش‌بینی روندهای بازار است. این یافته، مشابه یافته پژوهش‌های Tasic & Canco, 2024 و Sullivan et al., 2025 است. در فرضیه سوم، این اتصال، تصمیم‌گیری‌های استراتژیک را از تحلیل‌های دوره‌ای به یک فرایند پیش‌بینی‌کننده و آنی تبدیل می‌کند که تهدیدها را قبل از وقوع و فرصت‌ها را قبل از ظهور شناسایی می‌کند. نتیجه عملی آن، کاهش چشمگیر هزینه‌ها و افزایش سودآوری از طریق تخصیص بهینه منابع و طراحی محصول‌ها و خدمات مبتنی بر نیازهای واقعی و پیش‌بینی‌شده بازار است. این یافته، مشابه یافته پژوهش Li & Gao, 2025 است. در فرضیه چهارم، ارائه داده‌های عینی و لحظه‌ای از اکوسیستم اینترنت اشیاء به اکولوژی خلق ارزش، باعث می‌شود تا این داده‌ها ذخیره شده و در مرحله بعد توسط تصمیم‌گیران سازمانی در فرایند تدوین راهبرد بلند مدت سازمان مورد استفاده قرار گیرد. این یافته، مشابه یافته پژوهش‌های Zhao & Yi, 2022 و Egwuonwu et al., 2025 است. در فرضیه پنجم، کلان‌داده‌های حاصل از تعاملات شبکه‌ای، پس از تحلیل، به دانشی استراتژیک تبدیل می‌شوند که برآمده از تحلیل عمیق محیط‌های داخلی و خارجی سازمان است. به اشتراک‌گذاری داده‌های محیطی با رقبا و شرکا، یک اقدام راهبردی برای افزایش پویایی، غنا و اعتبار دانش سازمانی و دستیابی به بینش‌های نوین است. اتخاذ تصمیمات بر اساس این دانش غنی‌شده، به شکل‌گیری راهبردهای هوشمند منجر شده و سطح آمادگی و تاب‌آوری سازمان را در برابر نوسانات و تغییرات پیش‌روی محیط کسب‌وکار به طور قابل توجهی افزایش می‌دهد. این یافته، مشابه یافته پژوهش Feng et al., 2025 است.

نتایج حاصل از مدل‌سازی معادلات ساختاری و تحلیل مسیر در این پژوهش، ضمن تایید روابط فرضی، افقی نو را در درک مکانیسم‌های شکل‌گیری هوش راهبردی در عصر دیجیتال گشودند. یافته‌ها نشان می‌دهند که تحلیل کلان داده و اکوسیستم اینترنت اشیاء به‌عنوان زیرساخت‌های فنی، به‌تنهایی قادر به تحول در هوش راهبردی نیستند؛ بلکه این اکولوژی خلق ارزش است که نقشی میانجی‌گری بنیادین ایفا می‌کند. این مسئله بیانگر آن است که تکنولوژی‌های نوین مانند تحلیل کلان داده و اینترنت اشیاء تنها ابزارهای تولید داده و اطلاعات هستند، اما هوش راهبردی به‌عنوان یک قابلیت شناختی سطح بالا، نیازمند یک بستر پردازشی و تعاملی پیچیده است که در این پژوهش به آن اکولوژی ارزش‌آفرینی گفته می‌شود .

تفسیر عمیق این رابطه مستلزم تمایز گذاشتن میان مفاهیم اطلاعات، دانش و هوش است. همان‌طور که در پیشینه پژوهش (Al-Khatib, 2023) مشاهده شد، رویکردهای سنتی مبتنی بر زنجیره عرضه و رؤیت‌پذیری زنجیره عرضه، عمدتاً بر داده‌های درون‌سازمانی و فیزیکی تمرکز دارند. رؤیت‌پذیری به سازمان اجازه می‌دهد ببیند چه اتفاقی در حال رخ دادن است (سطح اطلاعات)، اما لزوماً به سازمان نمی‌گوید چرا آن اتفاق رخ داده و برای آینده باید چه کرد (سطح هوش). نتایج این پژوهش نظریه می‌کند که گذار از رؤیت‌پذیری به هوش راهبردی، از کانال اکولوژی خلق ارزش میسر می‌شود. برخلاف زنجیره عرضه که ماهیتی تدافعی و ذخیره‌سازی دارد و بر تقابل عرضه و تقاضا تمرکز می‌کند (Hearn et al., 2007)، اکولوژی خلق ارزش با رویکردی تسهیم‌گرانه و در ارتباط با بازیگران بیرونی و درونی، دانش تولید شده را ذخیره و منتشر می‌کند. این یافته پاسخ به این خلاء نظری است که در مطالعات Ali-Ahmadi et al (2023) و Heydarian et al (2025) وجود داشت؛ آن‌ها تلاش کردند هوشمندی استراتژیک را صرفاً بر مبنای داده‌های درون‌سازمانی تبیین کنند در حالی که چنین هوشی در محیط‌های آشوبناک و نامطمئن (ویژگی محیط اکولوژیک) بدون آمیختن اطلاعات برون‌سازمانی و اشتراک دانش، غیرممکن است (Andersson et al., 2024)

مقایسه مفهومی یافته‌های این پژوهش با ادبیات موجود، شکاف نظری عمیقی را آشکار می‌کند که این پژوهش پر کرده است. پژوهش Al-Khatib (2023) اگرچه به نقش تحلیل کلان داده و اینترنت اشیاء پرداخت، اما متغیر وابسته نهایی را (عملکرد سازمانی) در بستر زنجیره عرضه قرار داده است. انتقاد اصلی وارد بر چنین رویکردی این است که زنجیره عرضه چه به شکل سنتی و چه با دیدگاه رؤیت‌پذیری، ماهیتی فیزیکی و عملیاتی دارد و دغدغه اصلی آن بهینه‌سازی هزینه‌های خود و جریان کالاست. در مقابل، مدل تایید شده در این پژوهش نشان می‌دهد که اکوسیستم اینترنت اشیاء و تحلیل کلان داده، زمانی که در چارچوب اکولوژی خلق ارزش تفسیر شوند، از سطح کارکردی فراتر رفته کلان های جمع آوری شده از محیط دورن و برون سازمان از طریق اکوسیستم اینترنت اشیاء را توسط تحلیل کلان داده ها تبدیل به اطلاعات و دانش نموده و از بستر تسهیم این دانش توسط اکولوژی ارزش افرینی بر هوش راهبردی اثر می‌گذارند. این تمایز با استفاده از جدول

مقایسه‌ای (Hearn et al., 2007; Saeidi, 2023) قابل تبیین است. در حالی که زنجیره عرضه و ارزش با محیطی ایستا سروکار دارند، اکولوژی ارزش‌آفرینی با محیطی آشوبناک و پویا تعامل دارد. هوش راهبردی دقیقاً برای مقابله با همین آشوب و عدم قطعیت است. بنابراین، مشارکت نظری این مقاله در این است که هوش راهبردی نه در انزوای سازمانی (رویکرد تدافعی)، بلکه در شبکه‌ای از روابط پویا و اشتراک دانش (رویکرد اکولوژیک) شکل می‌گیرد. پژوهش حاضر محدودیت مطالعه Bazile et al (2025) را نیز مرتفع می‌سازد. آن‌ها با وجود مطالعه در سطح جهانی، همچنان از مفاهیم قدیمی زنجیره عرضه استفاده کردند و نتوانستند مکانیسم تبدیل کلان داده‌های ناهمگن جهانی به دانش استراتژیک را توضیح دهند. این پژوهش با معرفی اکولوژی خلق ارزش به عنوان متغیر میانجی، نشان داد که این اکولوژی قادر است با استفاده از اهرم دانش (اشتراک گذاری به جای احتکار)، پیچیدگی‌های کلان داده را در سطح جهانی مدیریت کرده و به هوش راهبردی تبدیل کند.

برای تبیین مکانیسم علی و تبیینی، باید به این سؤال اساسی پاسخ داد که چرا اکولوژی خلق ارزش ضروری است؟ تحلیل مسیر نشان داد که اثر غیرمستقیم تحلیل کلان داده و اینترنت اشیاء بر هوش راهبردی از طریق اکولوژی خلق ارزش معنادار است. این امر مکانیزم علی زیرین را آشکار می‌کند:۱. تولید و اتصال (مرحله فنی): تحلیل کلان داده و اینترنت اشیاء داده‌ها را تولید و بازیگران را به هم متصل می‌کنند. ۲. تبدیل و هم‌افزایی (مرحله اکولوژیک): داده‌های خام در بستر اکولوژی خلق ارزش، با تعامل با ذینفعان (مشتریان، رقبا و شرکا) و با استفاده از مکانیزم‌های اشتراک دانش، به بینش تبدیل می‌شوند. ۳. هوش راهبردی (مرحله شناختی): بینش‌های تولید شده، قدرت تصمیم‌گیری و پیش‌بینی سازمان را ارتقا می‌دهند. بدون وجود متغیر میانجی اکولوژی خلق ارزش، ارتباط بین تکنولوژی‌های نوین و هوش راهبردی قطع می‌شد. این نظریه با دیدگاه Roustaei & Taghavi (2023) که بر نقش حیاتی مدیریت دانش در هوشمندسازی سازمان تاکید داشت، همسو است و آن را تکمیل می‌کند. پژوهش حاضر استدلال می‌کند که مدیریت دانش صرفاً یک فعالیت پشتیبانی نیست، بلکه خودِ اکولوژی است که بستر هوش راهبردی را فراهم می‌کند.

این مقاله در پاسخ به این پرسش بنیادین مبنی بر اینکه چه افزوده‌ای به فهم نظری هوش راهبردی ارائه شده است؟، چنین استدلال می‌کند که هوش راهبردی در عصر دیجیتال، نه یک دارایی درون‌سازمانی و ایستا، بلکه یک پدیده برون‌سازمانی، پویا و اکولوژیک است. در حالی که پیشینه پژوهش (مانندAli-Ahmadi et al., 2023) تلاش کرد با نگاه به درون سازمان و بدون در نظر گرفتن گردش دانش، هوش را تبیین کند، این پژوهش با معرفی اکولوژی خلق ارزش به عنوان حلقه گمشده، نشان داد که داده‌های کلان جمع آوری شده به وسیله اینترنت اشیاء تنها زمانی به هوش راهبردی منجر می‌شوند که در بستری قرار گیرند که بر تسهیم دانش، روابط پویا و هم‌افزایی ارزش با اکوسیستم استوار باشد. به بیان دقیق‌تر، این پژوهش مرزهای نظری زنجیره عرضه و ارزش را که مبتنی بر کنترل و احتکار منابع بودند، درنوردیده و اکولوژی ارزش‌آفرینی را به عنوان نظریه غلب برای درک شکل‌گیری هوش راهبردی در محیط‌های دارای کلان داده (آمیخته ای از داده های درون و برون سازمانی) و عدم قطعیت بالا، تثبیت نمود.

پیشنهادهای پژوهشی

- مدل پژوهش بر «اکولوژی خلق ارزش» به عنوان یک بستر شبکه‌ای و هم‌افزا تأکید دارد. انبارهای داده که اطلاعات را در بخش‌های مختلف سازمان حبس می‌کنند، بزرگ‌ترین مانع برای شکل‌گیری این اکولوژی هستند. با یکپارچه‌سازی زیرساخت‌های اطلاعاتی و ایجاد پلتفرم‌های مشترک، داده‌های جمع‌آوری‌شده توسط اینترنت اشیاء می‌توانند به صورت آزاد در کل سازمان جریان یافته، تحلیل شوند و به دانش راهبردی مشترک تبدیل شوند که پایه و اساس تصمیم‌گیری‌های هوشمندانه است.
- یافته‌ها تأثیر مثبت و معنادار اکوسیستم اینترنت اشیاء و تحلیل کلان‌داده بر هوش راهبردی را اثبات می‌کنند. با این حال، صرفاً در اختیار داشتن این فناوری‌ها کافی نیست. کارکنان باید آموزش ببینند که چگونه داده‌های خام جمع‌آوری‌شده توسط اینترنت اشیاء را از طریق ابزارهای تحلیل کلان‌داده به بینش‌های راهبردی و قابل اقدام تبدیل کنند. این آموزش‌ها شکاف میان فناوری و کاربرد استراتژیک آن را پر کرده و به سازمان کمک می‌کند تا از سرمایه‌گذاری خود حداکثر بهره را ببرد.
- نتایج نشان می‌دهند که سه جزء اینترنت اشیاء، تحلیل کلان‌داده و اکولوژی خلق ارزش، یک زنجیره تحولی را تشکیل می‌دهند. اینترنت اشیاء داده‌های خام را جمع‌آوری می‌کند، تحلیل کلان‌داده آن‌ها را به دانش قابل فهم تبدیل می‌کند و اکولوژی خلق ارزش این دانش را مدیریت و به اشتراک می‌گذارد تا به هوش راهبردی برسد. برای اینکه این زنجیره به درستی کار کند، این سه بخش باید

به صورت یکپارچه طراحی شوند؛ به این معنی که خروجی داده‌های اینترنت اشیاء باید مستقیماً به پلتفرم‌های تحلیل کلان‌داده متصل و نتایج تحلیل نیز به طور خودکار در دسترس شبکه‌های دانش اکولوژی خلق ارزش قرار گیرد.

- این پژوهش نشان می‌دهد که «اکولوژی خلق ارزش» نقش کلیدی در تقویت هوش راهبردی دارد، اما یکی از موانع اصلی آن، فرهنگ فردگرایانه و عدم تمایل به اشتراک‌گذاری اطلاعات در سازمان‌هاست. با جایگزین کردن شاخص‌های کلیدی عملکرد فردی با شاخص‌های تیمی که مستقیماً به میزان مشارکت در شبکه‌های دانش و اشتراک‌گذاری داده‌های ارزشمند مرتبط هستند، می‌توان این مانع فرهنگی را برداشته و اکوسیستم خلق ارزش را که بر همکاری و دانش مشترک استوار است، تقویت کرد.

محدودیت‌ها

- **محدودیت‌های زمینه‌ای و زیرساختی**: محدودیت اصلی این پژوهش به محیط کلان اقتصادی و فناوری ایران مربوط می‌شود. از آنجا که اکثر صنایع سنتی در زمینه اینترنت اشیاء و تحلیل کلان داده فاقد تخصص هستند، نمونه‌گیری به‌طور هدفمند به متخصصان شرکت‌های دانش‌بنیان محدود گردید. این امر ضمن آنکه به غنای تخصصی نمونه افزود، تعمیم‌پذیری مستقیم نتایج به کل صنایع کشور را با چالش جدی مواجه می‌سازد.
- **محدودیت‌های فرهنگی و سازمانی**: یک مانع بنیادین برای پیاده‌سازی مدل پیشنهادی، به‌ویژه در خصوص اکوسیستم خلق ارزش، از محدودیت‌های فرهنگی حاکم بر محیط کسب‌وکار ایران نشأت می‌گیرد. فرهنگ سازمانی غالب در کشور با فردگرایی و بی‌تمایلی نسبت به مشارکت در همکاری‌های مبتنی بر شبکه شناخته می‌شود. شرکت‌ها و مؤسسات تمایلی به اشتراک‌گذاری داده‌ها و دانش تخصصی خود ندارند و ترجیح می‌دهند اطلاعات را به‌صورت انزوا و مجزا جمع‌آوری و تحلیل نمایند. این امر در تضاد کامل با ماهیت یک اکوسیستم خلق ارزش قرار دارد که ذاتاً بر اشتراک‌گذاری دانش شبکه‌ای، حتی میان بخش‌های صنعتی غیرمرتبط، استوار است. فقدان چنین فرهنگی، فرایند شکل‌گیری و بلوغ اکوسیستم‌های نوآوری را به‌شدت تضعیف کرده و یکی از حیاتی‌ترین پیش‌نیازهای نرم مدل را با چالش مواجه می‌سازد.
- **محدودیت‌های روش‌شناختی**: نمونه‌گیری این پژوهش در میان متخصصان شرکت‌های دانش‌بنیان فعال در حوزه هوش مصنوعی و فناوری اطلاعات انجام شد. بااین‌حال، به دلیل محدودیت‌های دسترسی، امکان ارزیابی دقیق تخصص حرفه‌ای، مدارک تحصیلی و ماهیت پروژه‌های در حال اجرای این افراد میسر نبود. در نتیجه، فرایند نمونه‌گیری به منزله انتخاب از یک جمعیت تعریف نشده بود که ممکن است بر اعتبار یافته‌ها تأثیر بگذارد.

قدردانی

از همه متخصصان ناشناسی که در سازمان های دانش بنیان نسبت به اصلاح، تکمیل و ارسال پرسش‌نامه کمک نمودند، کمال تشکر و سپاس را داریم.

تأمین مالی

نویسندگان هیچ‌گونه منابع مالی مرتبط با پژوهش، از جمله گرنت‌های پژوهشی، قراردادهای تحقیقاتی، حمایت‌های سازمانی، منافع اقتصادی، خدمات مشاوره‌ای را دریافت نکرده‌اند.

تضاد منافع

این پژوهش صرفا تحقیقی دانشگاهی است و هیچگونه بار مالی یا ارتباط با سازمانی خاص برای آن متصور نیست. قاعدتاً هیچگونه تضادمنافعی در آن وجود ندارد.

مشارکت‌های نویسنده

رضا سعیدی: مدل مفهومی پژوهش، پیشینه مرتبط، تجزیه و تحلیل و تفسیر داده‌ها، ادبیات موضوع و پیش نویس آماری و بهنام کرمشاهی: تهیه پیش نویس خطی، بازنگری اولیه گزارش، روش‌شناسی پژوهش، اصلاحات و بازبینی انتقادی متن.

References

Abdeshahi1 AliAsghar, RezaeiArjman Hojat, Vahidian Qazvini Shervin. (2025). Nonlinear Modeling Of The Interaction Of Ethical, Cultural, And Structural Factors On The Intention To Disclose Sensitive Knowledge Using Response Surface Methodology: A Human VersusAI Comparison. StrategicManagement of Organizational Knowledge, 8 (3), 89-113. https://doi.org/10.47176/SMOK.2025.1929. (In Persian)

Abu Afifa, M. M., & Nguyen, N. M. (2022). Nexus among big data analytics, environmental process integration and environmental performance: moderating role of digital learning orientation and environmental strategy. VINE Journal of Information and Knowledge Management Systems, ahead-of-print(ahead-of-print). https://doi.org/10.1108/VJIKMS-05-2022-0186

Al-Ameri, F. M., Alameri, S. A. S., Mahmood, M. F., & Mohammed, N. J. (2023). The Impact of Strategic Intelligence on Organizational Performance: A Textile Sector Perspective of a Developing Economy. The Journal of Modern Project Management, 11(3), 12-21. **https://journalmodernpm.com/manuscript/index.php/jmpm/article/view/702**

Al Hyasat, O., & Falahat, M. (2025). The role of cybersecurity in driving organizational performance: Evidence from public universities in Jordan. EDPACS, 1–19. https://doi.org/10.1080/07366981.2025.2563961

Al-Khatib, A. W. (2023). Internet of things, big data analytics and operational performance: the mediating effect of supply chain visibility. Journal of Manufacturing Technology Management, 34(1), 1-24. https://doi.org/10.1108/JMTM-08-2022-0310

Ali-Ahmadi, A,R, Mahmoudi-Meimand, M, Bagheri, S, M. & Azarshahi, M,J. (2023). Presenting a model of the effect of strategic intelligence on strategic intuition with the mediating role of strategic mindset (Case study: Active units of the furniture industry in Malayer city. Bi-quarterly Journal of New Explorations in Strategic Business Intelligence. 1(1), 11-30. (In Persian) **http://www.nesibjournal.ir/article_190644.html**

Andersson S, Aagerup U, Svensson L, Eriksson S (2024), "Challenges and opportunities in the digitalization of the B2B customer journey". Journal of Business & Industrial Marketing, Vol. 39 No. 13 pp. 160–174, doi: https://doi.org/10.1108/JBIM-12-2023-0714

Arias-Pérez, J., Coronado-Medina, A., & Perdomo-Charry, G. (2022). Big data analytics capability as a mediator in the impact of open innovation on firm performance. Journal of Strategy and Management, 15(1), 1-15. https://doi.org/10.1108/JSMA-09-2020-0262

Bazile J, Côté A, Toumi S, Su Z (2025). Strategic intelligence as a resilience capability of global supply chains: Proposal of a conceptual framework based on a systematic literature review. Journal of Global Operations and Strategic Sourcing, Vol. 18 No. 2 pp. 386–413, doi: https://doi.org/10.1108/JGOSS-06-2024-0047

Bhatt, V., Pandey, S., Patel, R., Ghodake, S., Jariwala, H., & Thomas, S. (2024). Predicting online donation intention in donation-based crowdfunding apps: a multi-stage SEM-ANN-NCA model integrating anthropomorphism, satisfaction, trust, and privacy concerns. Journal of Nonprofit & Public Sector Marketing, 37(1), 80–104. https://doi.org/10.1080/10495142.2024.2351012

Chand P, Tarei PK (2024), "Leveraging the interplay of Internet of Things (IoT) capabilities for achieving customer satisfaction in a B2B2C context: an integrative perspective". Journal of Business & Industrial Marketing, Vol. 39 No. 11 pp. 2325–2346. https://doi.org/10.1108/JBIM-06-2023-0314

Chamara, N., Islam, M. D., Bai, G. F., Shi, Y., & Ge, Y. (2022). Ag-IoT for crop and environment monitoring: Past, present, and future. Agricultural systems, 203, 103497. **https://doi.org/10.1016/j.agsy.2022.103497**

Das S (2022). An IoT business model for public sector retail oil outlets. Information Technology & People, 35(7), 2344–2367, doi: https://doi.org/10.1108/ITP-08-2020-0570

Davali, M. M., Naghdzadeh, A., & Rasouli, N. (2023). Designing an Organizational Intelligence Model with the Data Analysis Technique. Sciences and Techniques of Information Management, 9(1), 139-170. https://doi.org/10.22091/stim.2022.7931.1749 (In Persian)

Egwuonwu, A., Mordi, C., Egwuonwu, A., & Uadiale, O. (2022). The influence of blockchains and internet of things on global value chain. Strategic Change, 31(1), 45–55. https://doi.org/10.1002/jsc.2484

Fantazy K, Tipu SAA (2024), "Linking big data analytics capability and sustainable supply chain performance: mediating role of knowledge development". Management Research Review, Vol. 47 No. 4 pp. 512–536, doi: https://doi.org/10.1108/MRR-01-2023-0018

Feng, N., Tu, S., & Guo, F. (2024). Big-data analytics capability, value creation process, and collaboration innovation quality in manufacturing enterprises: a knowledge-based view. Computers & Industrial Engineering, 187, 109804. **https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109804**

García-Madurga, M.-Á., Grilló-Méndez, A.-J., & Esteban-Navarro, M.-Á. (2020). Territorial Intelligence, a Collective Challenge for Sustainable Development: A Scoping Review. Social Sciences, 9(7), 126. https://doi.org/10.3390/socsci9070126

George N, Karna A, Sud M. Entrepreneurship through the lens of dynamic managerial capabilities: a review of the literature. Journal of Management & Organization. 2022;28(3):605-631**.** doi:10.1017/jmo.2022.25

Ghasemi Hamedani, I., Bashkoh Ajirloo, M., Rahimi Kalor, H., & Seif Elahi Anar, N. (2024). Analyzing the moderating role of smart business ecosystem characteristics in the relationship between knowledge sharing and entrepreneurship growth in the tourism industry. Library and Information Science, 27(1), 5-35. **doi: 10.30481/lis.2024.424799.2116** (In Persian)

Gorai, J., Kumar , A., & Angadi, G. R. (2024). Smart PLS-SEM modeling: Developing an administrators' perception and attitude scale for apprenticeship programme. Multidisciplinary Science Journal, 6(12), 2024260. https://doi.org/10.31893/multiscience.2024260

Habibi, A., Adenpour, Maryam. (2017). Structural Equation Modeling and Factor Analysis (Lisrel Software Practical Training). Jihad Daneshgahi Publishing Organization. ISBN: 9786004600279 . (In Persian)

Hair JF, Sarstedt M, Ringle CM, Sharma PN, Liengaard BD (2024), "Going beyond the untold facts in PLS–SEM and moving forward". *European Journal of Marketing*, 58(13), 81–106. https://doi.org/10.1108/EJM-08-2023-0645

Harivardhagini, S., Pranavanand, S., & Raghuram, A .(2025). Ensemble model with combined feature set for Big data classification in IoT scenario. Data & Knowledge Engineering, 159, 102447. https://doi.org/10.1016/j.datak.2025.102447

Hearn, G., Roodhouse, S., & Blakey, J. (2007). FROM VALUE CHAIN TO VALUE CREATING ECOLOGY: Implications for creative industries development policy. International Journal of Cultural Policy, 13(4), 419–436. https://doi.org/10.1080/10286630701683367

Heydarian, H., Babaeizad, A., Rais Chur Rajabali, Ali., & Shamsuddin, S.(2025). Designing a comparative model of intra-organizational strategic intelligence: public and private organizations. Journal of Management, Education and Development in the Digital Age. 2(6). https://doi.org/10.61838/medda.193 (In Persian)

Hillebrand, L., Raisch, S., & Schad, J. (2025). Managing with artificial intelligence: An integrative framework. Academy of Management Annals, 19(1), 343-375. https://doi.org/10.5465/annals.2022.0072

Ibrahim, A, A., Ahmad, S,Z., & Abu Bakar, A,R. (2025). Impact of competitive intelligence on firm sustainable competitiveness and performance: strategic design collaboration's mediating role. Management Research Review, 48(2), 231–257. https://doi.org/10.1108/MRR-04-2024-0280

Imjai Narinthon, Nui-Suk Chawapong, Usman Berto, Somwethee Phiphop, Aujirapongpan Somnuk. (2024). The influence of AI competency and design thinking skills on innovative entrepreneurial competency: The role of strategic intelligence amongst new age entrepreneurs in Thailand. International Journal of Information Management Data Insights, 4(2). 100-130. https://doi.org/10.1016/j.jjimei.2024.100301.

Isibor, N. J., Ewim, C. P. M., Adaga, E. M., Sam-Bulya, N. J., Ibeh, A. I., & Achumie, G. O. (2025). A Strategic Agility And Market Intelligence Framework For Entrepreneurs: Enhancing Financial Planning And Competitive Advantage. Multidisciplinary Journal Of Management And Social Sciences, 2(1). 215-238. https://nigerianjournalsonline.org/index.php/MJMSS/article/view/351

Jagódka M (2025), "Typification of Polish regions based on human capital and innovativeness: a cluster analysis approach". Transforming Government: People, Process and Policy, Vol. 19 No. 3 pp. 614–637. https://doi.org/10.1108/TG-02-2025-0050

Jones, C., Penaluna, K., & Penaluna, A. (2020), Value creation in entrepreneurial education: towards a unified approach. Education + Training, 63(1), 101–113. https://doi.org/10.1108/ET-06-2020-0165

Khorshid, S. (2024). Exploring how strategic sensitivity and leadership unity of the university influence the innovativeness of faculty. Journal of Strategy and Management, 17(4), 607–633. https://doi.org/10.1108/JSMA-11-2023-0302

Kock, N. (2019). Factor-Based Structural Equation Modeling with Warppls. *Australasian Marketing Journal*, *27*(1), 57-63. https://doi.org/10.1016/j.ausmj.2019.02.002

Koval, V., Arsawan, I. W. E., Suryantini, N. P. S., Kovbasenko, S., Fisunenko, N., & Aloshyna, T. (2023). Circular Economy and Sustainability-Oriented Innovation: Conceptual Framework and Energy Future Avenue. Energies, 16(1), 243. https://doi.org/10.3390/en16010243

Kum YT, Yap JBH, Lew Y, Lee WP (2024), "Transforming construction health and safety management during COVID-19 pandemic using innovative technologies: PLS-SEM approach". Engineering, Construction and Architectural Management, Vol. 31 No. 7 pp. 2770–2808. https://doi.org/10.1108/ECAM-08-2022-0780

Langabeer, J. R., & Champagne-Langabeer, T. (2024). Strategic Intelligence. In Essentials of Healthcare Strategy and Performance Management (pp. 28-40). Productivity Press. https://doi.org/10.4324/9781032623726

Liang, T. Y. (2015). Relativistic complexity, adaptive governance and the intelligence leadership. Human Systems Management, 34(3), 201-223. https://doi.org/10.3233/HSM-150841

Li, X., Ning, Z., Rui, J., Shaomin, L., Xiaomin, S., Xuefa, W., Dongxiu, W., Yan, Z., Jianwen, G., Shiping, C., Ziwei, X., Mingguo, M., Tianming, W., Yonghua, Q., Xinwei, W., Fangming, W., & Yuke, Z. (2019).Internet of Things to network smart devices for ecosystem monitoring, Science Bulletin. 64(17). 1234-1245. https://doi.org/10.1016/j.scib.2019.07.004.

Lim, W, M. (2024). A typology of validity: content, face, convergent, discriminant, nomological and predictive validity. Journal of Trade Science, 12(3), 155–179. https://doi.org/10.1108/JTS-03-2024-0016

Li, Y., & Gao, L. (2025). AI-enabled industrial policy and knowledge spillovers: Evidence from China's pilot cities. Finance Research Open, 1(3), 100040. https://doi.org/10.1016/j.finr.2025.100040

Luo, B. (2022). A method for enterprise network innovation performance management based on deep learning and Internet of Things. Mathematical Problems in Engineering, 2022(1), 8277426. https://doi.org/10.1155/2022/8277426

LYNN, MARY R.. Determination and Quantification Of Content Validity. Nursing Research 35(6):p 382-386

https://journals.lww.com/nursingresearchonline/citation/1986/11000/determination_and_quantification_of_content.17.aspx.

Madaan, N., Mohd Abdul, A., & Sunil M..(2018). Data integration in IoT ecosystem: Information linkage as a privacy threat. Computer Law & Security Review. 34(1). 125-133. https://doi.org/10.1016/j.clsr.2017.06.007

Mandel, D. R., & Irwin, D. (2021). Tracking accuracy of strategic intelligence forecasts: Findings from a long-term Canadian study. Futures & Foresight Science, 3(4), e298. https://doi.org/10.1002/ffo2.98

Manger, G. (2024). Unravelling effectiveness in intelligence: a systematic review. Intelligence and National Security, 39(7), 1136–1157. https://doi.org/10.1080/02684527.2024.2370132

Miehe, R. (2025). Life cycle theory of value creation - context and perspectives. Procedia CIRP, 135, 732-737. https://doi.org/10.1016/j.procir.2024.12.081

Mirghafoori, S, H., Rayatpoor, M, M., & Saffari Darberazi, A. (2025). Analysis Of Factors Influencing Knowledge Flow Using Multi-Criteria Decision-Making Techniques (The Case Of Study: Knowledge-Based Companies In Yazd Science And Technology Park). Strategic Management of Organizational Knowledge, 8 (3), 147-175. https://doi.org/10.47176/smok.2025.1940 . (In Persian)

Mohindru, G., Mondal, K., & Banka, H. (2020). Internet of Things and data analytics: A current review. WIREs Data Mining and Knowledge Discovery, 10(3), e1341. https://doi.org/https://doi.org/10.1002/widm.1341

Mousavi, M., Rastgar Abbas, A., & Shafiei Nikabadi, M. (2025). The Role Of Artificial Intelligence In Promoting The Knowledge Of Positive Human Resource Management: A Causal Model. Strategic Management of Organizational Knowledge, 8 (3), 11-35. https://doi.org/10.47176/smok.2025.1891 (In Persian)

Narinthon, I., Chawapong, N., Berto, U., Phiphop, S., & Somnuk, A.(2024). The influence of AI competency and design thinking skills on innovative entrepreneurial competency: The role of strategic intelligence amongst new age entrepreneurs in Thailand. International Journal of Information Management Data Insights. 4(2). Pp.101-132. https://doi.org/10.1016/j.jjimei.2024.100301

Ordonez, C., Macyna, W., & Bellatreche, L. (2024). Data engineering and modeling for artificial intelligence. Data & Knowledge Engineering, 153, 102346. https://doi.org/10.1016/j.datak.2024.102346

Qamari, S., & Azarshahi, M, J. (2023). The role of strategic intelligence in organizational agility (case study: supervisory areas of Hamedan city banks). New explorations in strategic business intelligence 1(1), 71-85. (In Persian) https://doi.org/10.22034/nesib.2024.190649

Rahman, A., Islam, J., & Kundu, D. (2025). Impacts of blockchain in software-defined Internet of Things ecosystem with Network Function Virtualization for smart applications: Present perspectives and future directions. Int J Commun Syst, 38(1):e5429. https://doi.org/10.1002/dac.5429

Ringle M. Christian, Sarstedt Marko, Sinkovics Noemi, Sinkovics R. Rudolf.(2023).A perspective on using partial least squares structural equation modelling in data articles. Data in Brief. Volume 48,109-174. https://doi.org/10.1016/j.dib.2023.109074

Robinson, D. K. R., Schoen, A., Larédo, P., Gallart, J. M., Warnke, P., Kuhlmann, S., & Ordóñez-Matamoros, G. (2021). Policy lensing of future-oriented strategic intelligence: An experiment connecting foresight with decision making contexts. Technological Forecasting and Social Change, 169, 120803. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120803

Rossiter JR (2011), "Marketing measurement revolution: The C-OAR-SE method and why it must replace psychometrics". European Journal of Marketing, Vol. 45 No. 11-12 pp. 1561–1588. https://doi.org/10.1108/03090561111167298

Rostamzadeh, R., Nikie, M., Abdsharafat, M., Baghirov, F., & Khouri, S.(2024). Evaluating the Impact of Future Studies on Organizational Strategic intelligence, Transformations in Business & Economics, 23(63), 161-187. **https://short.do/I5kiT6**

Roustaei, N., & Taghavi, N. (2023). The effect of strategic intelligence on competitive advantage with entrepreneurship. Strategic Management Studies Quarterly, 14(53), 213-230. https://doi.org/10.22034/smsj.2023.169399 (In Persian)

SAEEDI, R. (2018). An ecological model for knowledge management on the interaction within ecosystems. Journal of Organizational Behavior Research, 3(2), 1-26. **https://odad.org/article/an-ecological-model-for-knowledge-management-based-on-the-interaction-within-ecosystems**

Saeedi, R. (2022). Ecological Value Creation: A Novel Economic Paradigm of Interactions in Business Ecosystems. World Futures, 79(2), 320–346. https://doi.org/10.1080/02604027.2022.2094196

Saeidi, R. (2023). Reflective– formative Type II model of ecosystem – ecosystem: alignment with value creating ecology through PLS-SEM. Interdisciplinary Journal of Management Studies, 16(4), 873-887. https://doi.org/10.22059/ijms.2023.341996.675073

Sarjito, A. (2024). Integrating Risk Intelligence into Defense Policy: A Strategic Risk Management Approach. Jurnal Ilmu Sosial Dan Humaniora, 3(2), 201–218. https://doi.org/10.57248/jishum.v3i2.496

Sullivan, Yulia., Fosso Wamba, S., & Dunaway, Mary. (2023). Internet of Things and Competitive Advantage: A Dynamic Capabilities Perspective, Journal of the Association for Information Systems, 24(3), 745-781. DOI: 10.17705/1jais.00807

Talaoui Y, Kohtamäki M (2021). 35 years of research on business intelligence process: a synthesis of a fragmented literature. Management Research Review, 44(5), 677–717. https://doi.org/10.1108/MRR-07-2020-0386

Tasic, I., & Cano, M.-D. (2024). An orchestrated IoT-based blockchain system to foster innovation in agritech. IET Collaborative Intelligent Manufacturing, 6(2), e12109. https://doi.org/https://doi.org/10.1049/cim2.12109

Tan, C,Y., Rahman, R,A., & Lee, Y,S. (2025). Modelling the WELL building concepts for office environments: PLS-SEM approach. Journal of Engineering, Design and Technology, 23(2), 618–639. https://doi.org/10.1108/JEDT-04-2023-0141

Tavakoli, M, H., & Momivand, H. (2025). The Evolution Of Knowledge Management Generations With A Focus On The Fourth Generation: Revisiting The SECI Model. Strategic Management of Organizational Knowledge, 8 (3) , 114-146. https://doi.org/10.47176/smok.2025.1938 . (In Persian)

Thompson, R. (2025). Performance Optimization Strategies Across Contemporary Industry Practices. Journal of Science, Innovation & Social Impact, 1(1), 115-127. https://sagespress.com/index.php/JSISI/article/view/19

Valcanover VM, da Costa Jr. N, Vieira KM (2025), "Developing a scale of investor susceptibility to interpersonal influence: experience from Brazilian individual investors". International Journal of Bank Marketing, Vol. 43 No. 10 pp. 2025–2050. https://doi.org/10.1108/IJBM-09-2024-0565

Yang, Y., & Tang, M. (2025). Analysis of the impact mechanisms of the digital economy and executive risk preference on the intelligent transformation of enterprises. International Review of Economics & Finance, 102, 104389. https://doi.org/10.1016/j.iref.2025.104389

Yogen, S, K., Babu, Ge. (2024). The evolution of Internet of Things (IoT) research in business management: a systematic review of the literature. Journal of Internet and Digital Economics, 4 (3): 242–265. https://doi.org/10.1108/JIDE-12-2023-0026

Zahedi, A, Ehsan. (2025). Integrating Knowledge Management And Artificial Intelligence To Improve Human Resource Performance (Case Study: Government Offices Of Markazi Province). Strategic Management of Organizational Knowledge, 8 (2), 36-61. https://doi.org/10.47176/smok.2025.1913 . (In Persian)

Zhao, W., & Yi, L. (2022). Research on the evolution of the innovation ecosystem of the Internet of Things: A case study of Xiaomi (China). Procedia Computer Science, 199, 56-62.

Zonnenshain, A., & Kenett, R. S. (2020). Quality 4.0—the challenging future of quality engineering. Quality Engineering, 32(4), 614–626. https://doi.org/10.1080/08982112.2019.1706744

***