



Research in Production and Operations Management

University of Isfahan E-ISSN: 2981-0329

Vol. 17, Issue 2, No. 45, 2026



DOI: [10.22108/pom.2026.149216.1666](https://doi.org/10.22108/pom.2026.149216.1666)

(Research paper)

Designing a Deployment Model for Artificial Intelligence in Supply and Production Processes: a Case Study of a Telecommunications Equipment Manufacturer

Amir Sarabadani

Department of Management and Industrial Engineering, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran, amirsarabadani12@gmail.com

Hamidreza Tahouri

Department of Management and Industrial Engineering, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran, tahouri@atf.gov.ir

Mohammadreza Zahedi *

Department of Management and Industrial Engineering, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran, zahedi@mut.ac.ir

Afshin Alipour

Department of Management and Industrial Engineering, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran, alipour@mut.ac.ir

Purpose: Telecommunications equipment manufacturing is among the most complex production sectors, marked by rapid technological change, shortened product cycles, global supply chains and rising customer expectations. Even minor disruptions can quickly translate into lost market share. While artificial intelligence offers considerable promise for improving demand forecasting, inventory management, supplier evaluation, maintenance and quality inspection, many organizations struggle with successful implementation. The literature review reveals that primary obstacles are predominantly organizational and cultural rather than technical. Prior research falls into three categories: macro-level reviews lacking operational depth, quantitative studies testing predetermined hypotheses without contextual consideration and descriptive barrier inventories failing to capture dynamic interactions. These gaps are especially pronounced in Iran's telecommunications industry, where firms additionally contend with sanctions, cultural norms and resource constraints. This study aims to design and empirically validate a context-sensitive model for AI deployment tailored to supply and production processes in an Iranian telecommunications equipment manufacturer.

* Corresponding author, [0000-0002-5745-0104](https://orcid.org/0000-0002-5745-0104)



Design/methodology/approach: This research adopted a sequential exploratory mixed-methods design. The qualitative phase employed systematic grounded theory (Strauss and Corbin) with its paradigm model. Data were collected from 26 in-depth semi-structured interviews with executives, managers and IT specialists. Purposive sampling with snowball techniques was used until theoretical saturation. Analysis proceeded through open, axial and selective coding. The quantitative phase used variance-based structural equation modeling (PLS-SEM) through SmartPLS. A 17-item Likert-scale questionnaire, derived from qualitative findings, was completed by 100 managers and experts, exceeding the minimum 40 cases suggested by the ten-times rule. The measurement model was evaluated for reliability, convergent validity and discriminant validity. Structural model testing used bootstrapping with 5,000 resamples.

Findings: Qualitative analysis yielded categories mapped onto the paradigm model. Causal conditions captured internal and external pressures: rising costs, compressing margins, competition, demand fluctuations and the need for faster decisions. The core phenomenon emerged as behavioral intention to deploy AI, representing commitment through management advocacy, strategies, budgets and project teams. Contextual conditions encompassed culture, structure, IT infrastructure, leadership and executive backing. Intervening conditions were constraining: talent shortages, budget limitations, sanctions, employee resistance, fragmented AI understanding and cybersecurity concerns. Strategies included pilots, staff training, recruitment, outsourcing and partnerships. Consequences covered lower costs, improved quality, reduced downtime, agility and resilience. Quantitative analysis confirmed reliability and validity. Path analysis revealed that causal conditions significantly shape strategies ($\beta=0.485$, $t=6.762$), and intervening conditions strongly influence strategies ($\beta=0.470$, $t=7.327$). Strategies predicted consequences ($\beta=0.448$, $t=7.069$), which exerted the strongest effect on behavioral intention ($\beta=0.746$, $t=17.090$). Intervening conditions directly influenced behavioral intention ($\beta=0.160$, $t=2.728$). Contextual conditions showed no significant direct path to strategies ($\beta=-0.198$, $t=1.749$), suggesting they function primarily as foundational enablers and prerequisites rather than direct drivers of strategic choices. The moderating effect of intervening conditions on the causal-conditions-to-strategies relationship was significant ($\beta=-0.165$, $t=2.304$), indicating that pronounced obstacles weaken the influence of causal pressures on strategy selection.

Research limitations/implications: The single case study limits generalizability. Future comparative studies across multiple sectors such as automotive, pharmaceuticals or petrochemicals could test broader applicability. Cross-sectional data restrict observation over time; longitudinal designs would be valuable for tracking dynamic feedback loops. Environmental moderators including government policies, sanctions intensity and national digital maturity were not separately examined. Despite limitations, the mixed-methods design and empirical support provide a solid platform for theoretical refinement and practical application.

Practical implications: Managers should adopt a pilot-oriented approach based on the robust path from strategies to consequences and the stronger link from consequences to behavioral intention. Instead of large, expensive projects, managers might select well-defined operational areas with clear AI potential, design pilots with explicit goals and metrics, build teams combining technical and operational expertise and document results transparently. Successful pilots build trust and reinforce intention to continue. Managers must actively address intervening conditions through upskilling investments, dedicated budgets, compelling business cases and structured change management. Framing AI as augmenting rather than replacing human capability reduces resistance. Creating systematic feedback loops that measure and communicate tangible outcomes—cost reductions, quality improvements—generates positive reinforcement cycles sustaining long-term transformation.

Social implications: AI contributes to sustainable production through reduced waste and optimized resource use. Enhanced quality control and predictive maintenance mean fewer defective products and less downtime. The model emphasizes upskilling over automation, alleviating job-displacement fears. In Iran's context, this locally grounded approach builds internal capabilities, strengthening national self-sufficiency. Transparent communication fosters public trust. Benefits include preserving skilled jobs, improving product quality and supporting responsible environmental practices, aligning with corporate social responsibility and informing policy.

Originality/value: This research offers several novel contributions. First, it employs a sequential exploratory mixed-methods design combining qualitative depth with quantitative validation, uncommon in developing-country manufacturing. Second, it produces a dynamic paradigm model capturing causal interplay, revealing two specific findings: the direct effect of intervening conditions on behavioral intention and the moderating role of intervening conditions in the causal-conditions-to-strategies relationship. Third, the focus on telecommunications equipment manufacturing fills a gap where no prior localized AI deployment model exists. Fourth, the study undertakes thorough localization for Iran's business environment, explicitly incorporating sanctions, limited technology access, organizational culture and scarce AI talent. The result is an empirically grounded theory offering researchers a framework for testing and practitioners a roadmap for navigating AI adoption complexities.

Keywords: Artificial Intelligence, Procurement processes, Production processes, Systematic grounded theory, Structural Equation Modeling



پژوهش در مدیریت تولید و عملیات، دوره ۱۷، شماره ۲، پیاپی ۴۵، ۱۴۰۵
دریافت: ۱۴۰۵/۰۳/۱۹، بازنگری: ۱۴۰۵/۰۴/۱۲، پذیرش: ۱۴۰۵/۰۴/۱۷، ص ۵۳-۷۲



DOI: [10.22108/pom.2026.149216.1666](https://doi.org/10.22108/pom.2026.149216.1666)

(مقاله پژوهشی)

طراحی مدل استقرار هوش مصنوعی در فرآیندهای تأمین و تولید:

مطالعه موردی یک شرکت تولیدکننده محصولات مخابراتی

امیر سرآبادانی^۱؛ حمیدرضا طهوری^۲؛ محمدرضا زاهدی^{۳*}؛ افشین علی پور^۴

۱- دانشجوی دکتری گروه مدیریت و مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران، amirsarabadani12@gmail.com

۲- استادیار گروه مدیریت و مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران، tahouri@atf.gov.ir

۳- دانشیار گروه مدیریت و مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران، zahedi@mut.ac.ir

۴- استادیار گروه مدیریت و مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران، alipour@mut.ac.ir

چکیده: هدف این پژوهش، طراحی مدلی بافت محور برای استقرار هوش مصنوعی در فرآیندهای تأمین و تولید یک شرکت محصولات مخابراتی در ایران است. مطالعه حاضر با رویکرد ترکیبی متوالی اکتشافی، ابتدا با روش نظریه داده بنیاد نظام مند (اشتراوس و کوربین^۱)، مسئله را به طور عمیق تحلیل می کند. داده های کیفی از مصاحبه نیمه ساختاریافته عمیق با ۲۶ نفر از مدیران و کارشناسان خبره گردآوری شد. مقوله های اصلی در قالب مدل پارادایمی شامل شرایط علی، زمینه ای، مداخله گر، راهبردها، پیامدها و قصد رفتاری برای استقرار هوش مصنوعی (پدیده محوری)، سازمان دهی و روابط بین مؤلفه ها شناسایی و مدل اولیه ترسیم شد؛ سپس با روش مدل سازی معادلات ساختاری (حداقل مربعات جزئی)، روابط مدل آزمون شد؛ به این صورت که پرسش نامه ای ۱۷ سؤالی با طیف لیکرت از سوی ۱۰۰ نفر تکمیل و با SmartPLS تحلیل شد. یافته ها پایایی و روایی مدل تأیید شد و نشان داد شرایط علی و مداخله گر بر راهبردها و پیامدها و پیامدها بر قصد رفتاری برای استقرار هوش مصنوعی (پدیده محوری) تأثیر معنادار دارند. اثر تعدیل گری شرایط مداخله گر نیز معنادار است. این پژوهش مدل بومی و راهکارهای عملیاتی مشخصی را ارائه می کند.

واژه های کلیدی: هوش مصنوعی، فرآیندهای تأمین، فرآیندهای تولید، نظریه داده بنیاد نظام مند (رویکرد اشتراوس و کوربین)، مدل سازی معادلات ساختاری واریانس محور



۱- مقدمه

زنجیره‌های تأمین جهانی، به‌ویژه در صنایع تولیدی با شبکه‌های تأمین پیچیده، با چالش‌هایی در زمینه طراحی شبکه، تأمین جهانی، لجستیک و واکنش به تغییرات محیطی و سیاستی مواجه‌اند (Cohen & Lee, 2020). در این میان، صنعت تولید محصولات مخابراتی به‌دلیل تغییرات شتابان فناوری، کوتاه شدن چرخه عمر محصولات، تنوع قطعات و مواد اولیه و وابستگی به تأمین‌کنندگان بین‌المللی، از زمینه‌های پیچیده و پویای مدیریت زنجیره تأمین به‌شمار می‌رود. هر نوع اختلال در فرآیندهای تأمین و تولید صنایع پیشرفته، به قیمت از دست رفتن سهم بازار تمام می‌شود؛ از این رو مدیران این صنایع، همواره به‌دنبال راهکارهای عملیاتی برای ارتقای بهره‌وری و چابکی سازمانی‌اند. تجربه شرکت‌های پیشرو نشان داده است که نوآوری در پذیرش فناوری‌های نوین، مزیت رقابتی پایدار ایجاد می‌کند.

هوش مصنوعی با زیرشاخه‌هایی مانند یادگیری ماشین و بینایی کامپیوتری، امکان استخراج بینش از داده‌های عظیم صنعتی را فراهم کرده است. در حوزه تأمین، الگوریتم‌های پیشرفته باعث افزایش دقت پیش‌بینی تقاضا و کاهش هزینه‌های انبارداری می‌شوند. همچنین در بخش تولید، سیستم‌های مبتنی بر یادگیری عمیق قادر به بازرسی دقیق محصولات و پیش‌بینی خرابی تجهیزات‌اند. با این حال طبق شواهد، بسیاری از سازمان‌ها در پیاده‌سازی موفق هوش مصنوعی با چالش مواجه‌اند. البته بخش عمده این چالش‌ها نه به دلایل فنی، به عوامل فرهنگی و سازمانی مربوط می‌شود.

مطالعات پیشین در سه دسته جای می‌گیرند: دسته اول مرورهای کلان‌نگرند که فاقد عمق اجرایی‌اند؛ دسته دوم مطالعات کمی‌اند که فرضیه‌های از پیش تعیین شده را بدون توجه به بافت سازمانی می‌آزمایند و دسته سوم به فهرست کردن موانع اکتفا می‌کنند و تعامل آنها را نشان نمی‌دهند. ضعف مشترک آنها، فقدان مدلی پویا و فرآیندی است. این شکاف در صنعت مخابرات ایران، که با تحریم و فرهنگ بومی مواجه است، بیشتر احساس می‌شود؛ بنابراین این پژوهش، مدل بومی استقرار هوش مصنوعی را در فرآیندهای تأمین و تولید یک شرکت مخابراتی طراحی می‌کند.

۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

۲-۱ کاربردهای هوش مصنوعی در فرآیندهای تأمین و تولید

۲-۱-۱ تعاریف و مفاهیم

هوش مصنوعی یکی از تأثیرگذارترین فناوری‌های عصر حاضر و حوزه‌ای وسیع از علوم کامپیوتر است که به ساخت ماشین‌ها و سیستم‌های هوشمندی روی می‌آورد که قادر به انجام وظایفی‌اند که به‌طور معمول به هوش انسانی نیاز دارند (Russell & Norvig, 2020). این وظایف شامل یادگیری، استدلال حل مسئله، درک زبان طبیعی، تشخیص الگو و تصمیم‌گیری است. در سال‌های اخیر، پیشرفت‌های چشمگیر در یادگیری ماشین^۱ و یادگیری عمیق^۲، که از زیرشاخه‌های هوش مصنوعی‌اند، افق‌های تازه‌ای را برای کارکردهای صنعتی این فناوری گشوده است. یادگیری ماشین، این امکان را می‌دهد که سیستم‌ها از داده‌ها یاد بگیرند و بهبود یابند. یادگیری عمیق نیز

زیرشاخه‌ای از یادگیری ماشین، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی با لایه‌های متعدد، ویژگی‌های پیچیده را از داده‌های خام استخراج می‌کند که این امر به پیشرفت‌های شگرفی در حوزه‌هایی مانند بینایی کامپیوتری و پردازش زبان طبیعی منجر شده است.

۲-۱-۲ کاربردهای هوش مصنوعی در فرآیندهای تأمین

فرآیندهای تأمین یک زیرمجموعه و بخش عملیاتی از زنجیره تأمین است. فرآیند تأمین تنها به وظیفه خرید و تدارکات مربوط می‌شود؛ یعنی اینکه مواد، قطعات یا خدمات مورد نیاز برای تولید، چگونه و از کجا تهیه شود. هوش مصنوعی با قابلیت‌های تحلیلی و پیش‌بینی خود، در چابک‌سازی و هوشمندسازی فرآیندهای تأمین تحول عمیقی ایجاد می‌کند؛ برای مثال در حوزه‌هایی به شرح ذیل:

- پیش‌بینی تقاضا و مدیریت موجودی: الگوریتم‌های یادگیری ماشین و به‌ویژه شبکه‌های عصبی بازگشتی با حافظه بلندمدت^۴ برای بهبود پیش‌بینی تقاضا و تحلیل داده‌های سری زمانی به کار می‌روند (Wang et al., 2016; Bandara et al., 2020). علاوه بر روش‌های مذکور، پژوهش‌های کاربردی نشان می‌دهند که هوش مصنوعی با تحلیل داده‌های عملیاتی و پشتیبانی از تصمیم‌گیری، به بهبود برنامه‌ریزی، مدیریت موجودی و دیگر فعالیت‌های زنجیره تأمین کمک کند (Helo & Hao, 2022). در همین زمینه، اسپیلیوتیس^۵ (2023)، روش‌های پیش‌بینی سری‌های زمانی مبتنی بر روش‌های آماری، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق را بررسی و ضمن تبیین مزایا و محدودیت‌های هریک، درباره شرایطی بحث کرده است که در آن این روش‌ها عملکرد بهتری دارند.

- انتخاب و ارزیابی تأمین‌کنندگان: انتخاب تأمین‌کننده مناسب با در نظر گرفتن معیارهای متعدد و گاهی متضاد از جمله قیمت، کیفیت، زمان تحویل، ریسک و پایداری، یک مسئله تصمیم‌گیری چندمعیاره و پیچیده است (Govindan et al., 2015). در این زمینه، هوش مصنوعی با فراهم کردن قابلیت تحلیل حجم زیادی از داده‌ها و پشتیبانی از تصمیم‌گیری، در توسعه و بهبود فرایندهای ارزیابی و انتخاب تأمین‌کنندگان به کار می‌رود.

۲-۱-۳ کاربردهای هوش مصنوعی در فرآیندهای تولید

هوش مصنوعی به‌عنوان مغز متفکر، تحول عمیق برای رسیدن به تولید هوشمند^۶ است. تولید هوشمند نیز به معنای ادغام عمیق فناوری‌های دیجیتال و فیزیکی برای ایجاد کارخانه‌هایی منعطف، کارآمد و خود بهینه‌ساز است. در همین راستا، کوزیاک^۷ (2023) یکی از پژوهش‌های اخیر، بر نقش کلیدی مدل‌های پیش‌بینی‌کننده در تحقق تولید دیجیتال تأکید کرده و چالش‌های پیش رو از جمله پیچیدگی مدل‌ها، تفسیرپذیری نتایج و امکان استفاده مجدد از مدل‌ها را در شرایط مختلف تولیدی بررسی کرده است. حوزه‌های کاربرد هوش مصنوعی در فرآیندهای تولید به شرح ذیل است:

- برنامه‌ریزی و زمان‌بندی تولید پویا: سیستم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، به‌ویژه یادگیری تقویتی، با در نظر گرفتن محدودیت‌های منابع و شرایط زمان‌بندی، به بهینه‌سازی برنامه‌ریزی و زمان‌بندی تولید کمک می‌کنند

(Waschneck et al., 2018).

-بهینه‌سازی فرآیندهای تولید و مصرف انرژی: الگوریتم‌های هوش مصنوعی در تحلیل داده‌های تولید و بهینه‌سازی برخی فرآیندهای تولیدی به کار می‌روند و از این طریق به بهبود کارایی تولید کمک می‌کنند (Li et al., 2017).

-کنترل کیفیت خودکار و بازرسی مبتنی بر بینایی ماشین^۸: سیستم‌های بینایی کامپیوتری مبتنی بر شبکه‌های عصبی عمیق برای تشخیص و شناسایی خودکار اشیا و الگوهای تصویری به کار می‌روند و از این قابلیت در توسعه سامانه‌های بازرسی خودکار در محیط‌های صنعتی بهره گرفته می‌شود (Ren et al., 2017).

-نگهداری و تعمیرات پیش‌بینانه^۹: توقف ناگهانی خطوط تولید در صنایع با سرمایه‌گذاری بالا، هزینه‌های سرسام‌آوری را به همراه دارد. این رویکرد با استفاده از داده‌های حسگرها مانند ارتعاش، دما و جریان و الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، الگوهای مرتبط با وضعیت سلامت و خرابی تجهیزات را شناسایی می‌کند و از آنها برای پشتیبانی از نگهداری و تعمیرات پیش‌بینانه و در برخی کاربردها، برآورد زمان باقی‌مانده تا خرابی استفاده می‌شود (Zhao et al., 2019; Susto et al., 2015).

۲-۳ مرور و بررسی پژوهش‌های پیشین و تبیین شکاف تحقیقاتی

مروری نظام‌مند و انتقادی بر مهم‌ترین تحقیقات انجام‌شده در حوزه کاربرد هوش مصنوعی در فرآیندهای تأمین و تولید، با هدف ترسیم دقیق مرزهای دانش موجود و جایگاه پژوهش حاضر، انجام شد. براساس مرور انجام‌شده، پژوهش‌های پیشین در سه دسته به شرح ذیل طبقه‌بندی می‌شود:

۲-۳-۱ مطالعات کلان‌نگر و مرورهای سیستماتیک

جان و همکاران^{۱۰} (2023)، پِرس و همکاران^{۱۱} (2020) و جاگاتیسپرومال و همکاران^{۱۲} (2022) با بررسی گسترده پیشینه موجود، روندهای تحقیقاتی، طبقه‌بندی کاربردها، چالش‌ها و فرصت‌های پیش روی هوش مصنوعی را در صنعت ۴,۰ بررسی کرده‌اند؛ برای مثال، جان و همکاران (2023) در مرور نظام‌مند خود نشان دادند که کاربردهای هوش مصنوعی در صنایع مختلف بسیار متنوع است؛ اما میزان پذیرش و بلوغ در بخش‌های مختلف به‌طور درخور توجهی متفاوت است. این مطالعات نشان می‌دهند که اگرچه بسیاری از چالش‌های استفاده‌شده از هوش مصنوعی در صنایع مختلف مشترک‌اند، الزامات و راهکارهای اجرایی به ویژگی‌های صنعت، سازمان و زمینه پیاده‌سازی وابسته‌اند. این یافته، ضرورت طراحی مدل بومی و بافت‌محور را در پژوهش حاضر تقویت می‌کند. نقطه قوت این دسته از مطالعات، ارائه نقشه جامع از حوزه و شناسایی متغیرهای بالقوه است؛ اما نقطه ضعف آنها ارائه نکردن یک مدل عملیاتی معتبر است که روابط میان متغیرها را در یک بافت خاص نشان می‌دهد.

۲-۳-۲ مطالعات کمی و تأثیرسنجی

در این دست، پژوهشگران با استفاده از روش‌های پیمایشی و تحلیل داده‌های جمع‌آوری‌شده، فرضیه‌هایی درباره تأثیر هوش مصنوعی بر متغیرهای عملکردی را می‌آزمایند؛ برای مثال، لی و همکاران^{۱۳} (2024) با استفاده از داده‌های پانلی شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس چین طی سال‌های ۲۰۱۲ تا ۲۰۲۲، نشان دادند که سطح استفاده از هوش مصنوعی به‌طور معناداری قابلیت نوآوری فناورانه شرکت‌ها را افزایش می‌دهد. فَرْمَن‌ش و همکاران^{۱۴} (2025) در پژوهشی بر کسب و کارهای کوچک و متوسط در ترکیه، بر نقش تعدیل‌گر هوش مصنوعی در رابطه بین منابع مالی

و مزیت رقابتی پایدار تأیید کردند. این پژوهش‌ها شواهد تجربی محکمی مبنی بر ارزش‌آفرینی هوش مصنوعی ارائه می‌دهند و سرمایه‌گذاری در حوزه هوش مصنوعی را توجیه می‌کنند. با این حال، این پژوهش‌ها با تمرکز بر آزمون فرضیه‌های از پیش تعیین شده، عمق لازم برای درک چگونگی و چرایی این روابط را در یک بافت خاص ندارند. به عبارتی، آنها به سؤال «آیا هوش مصنوعی مؤثر است؟» پاسخ می‌دهند؛ اما به سؤال «چگونه باید هوش مصنوعی را برای این شرکت خاص به کار گرفت تا مؤثر باشد؟» پاسخی نمی‌دهند؛ بنابراین ما در پژوهش حاضر به دنبال پاسخ به سؤال دوم هستیم.

۲-۳-۳ مطالعات متمرکز بر موانع و عوامل سازمانی

این دسته از پژوهش‌ها، بر شناسایی موانع و چالش‌های پیش روی پیاده‌سازی هوش مصنوعی و صنعت ۴,۰ متمرکز شده‌اند؛ برای مثال، راج و همکاران^{۱۵} (2020) با رویکردی مقایسه‌ای در کشورهای مختلف، موانع فنی، سازمانی، مالی و انسانی را در سطح جهانی و مولر و همکاران^{۱۶} (2018) عوامل محرک و بازدارنده را با تأکید بر مفاهیم پایداری بررسی کردند. در همین زمینه، باریانیس و همکاران^{۱۷} (2019) نشان می‌دهند که به کارگیری هوش مصنوعی در مدیریت ریسک زنجیره تأمین، علاوه بر ملاحظات فنی، مستلزم توجه به الزامات و چالش‌های سازمانی است. این پژوهش‌ها نشان می‌دهند که در کنار موانع فنی، عوامل سازمانی، انسانی، مالی و مدیریتی نیز نقش مهمی در پذیرش و پیاده‌سازی فناوری‌های صنعت ۴,۰ و هوش مصنوعی دارند. با این حال، این دسته از پژوهش‌ها عمدتاً لیستی از موانع را ارائه می‌دهند و مدل فرآیندی مشخصی ارائه نمی‌کنند که نشان دهد این عوامل چگونه با هم تعامل می‌کنند و در مراحل مختلف پیاده‌سازی چه اولویتی دارند.

۲-۳-۴ شکاف پژوهشی و نوآوری پژوهش حاضر

با جمع‌بندی و تحلیل انتقادی مطالعات پیشین، شکاف پژوهشی شناسایی شده که این پژوهش به دنبال پرکردن آن است، عبارت است از: وجود نداشتن یک مدل پارادایمی یکپارچه، بومی و بافت‌محور برای استقرار هوش مصنوعی در فرآیندهای تأمین و تولید که با یک روش‌شناسی ترکیبی متوالی اکتشافی (کیفی-کمی) و از طریق مطالعه موردی عمیق در یک شرکت تولیدی محصولات مخابراتی ایرانی، طراحی و اعتبارسنجی شده باشد. به بیان دیگر، نوآوری این پژوهش در تلفیق هم‌زمان ویژگی‌ها به شرح ذیل است:

الف- روش‌شناسی ترکیبی: بهره‌گیری از نقاط قوت روش کیفی، اعم از اکتشاف عمیق و بافت‌محور و روش کمی اعم از اعتبارسنجی و تعمیم‌پذیری نسبی به‌طور هم‌زمان؛

ب- روش کیفی نظام‌مند: استفاده از نظریه داده‌بنیاد با رویکرد اشتراوس و کوربین که به دلیل داشتن چارچوب تحلیلی مشخص (مدل پارادایمی)، برای طراحی مدل‌های فرآیندی و علی در حوزه‌های پیچیده مدیریتی بسیار مناسب است؛

ج- مطالعه موردی عمیق: تمرکز بر یک شرکت واقعی و کاوش در تجربیات و دیدگاه‌های ذی‌نفعان اصلی آن برای دستیابی به مدلی ریشه‌دار در واقعیت؛

د- تمرکز بر صنعت خاص مخابرات: توجه به ویژگی‌ها و الزامات منحصربه‌فرد این صنعت با فناوری پیشرفته و حساس؛

ه- بومی‌سازی در بافت ایران: در نظر گرفتن شرایط خاص اقتصادی، تحریمی، فرهنگی، نیروی انسانی و زیرساختی شرکت‌های ایرانی.

نکته مهم این است که نوآوری این پژوهش تنها به‌کارگیری چارچوب اشتراوس و کوربین نیست. آنچه این پژوهش را از مطالعات پیشین مشابه متمایز می‌کند، روابط خاص و بافت‌محوری است که از دل میدان پژوهش بیرون آمده‌اند. به عبارت دیگر، ما به دنبال تأیید مدل‌های موجود در یک بافت جدید نبودیم و سعی کردیم مدلی ریشه‌دار را در واقعیت‌های همان شرکت کشف کنیم؛ سپس آن را با اعتبارسنجی کمی، قدرت تبیین و کاربردپذیری سنجیدیم. این رویکرد، هم از اعتبار علمی و هم از قابلیت کاربست عملی برخوردار است.

۳- روش‌شناسی تحقیق

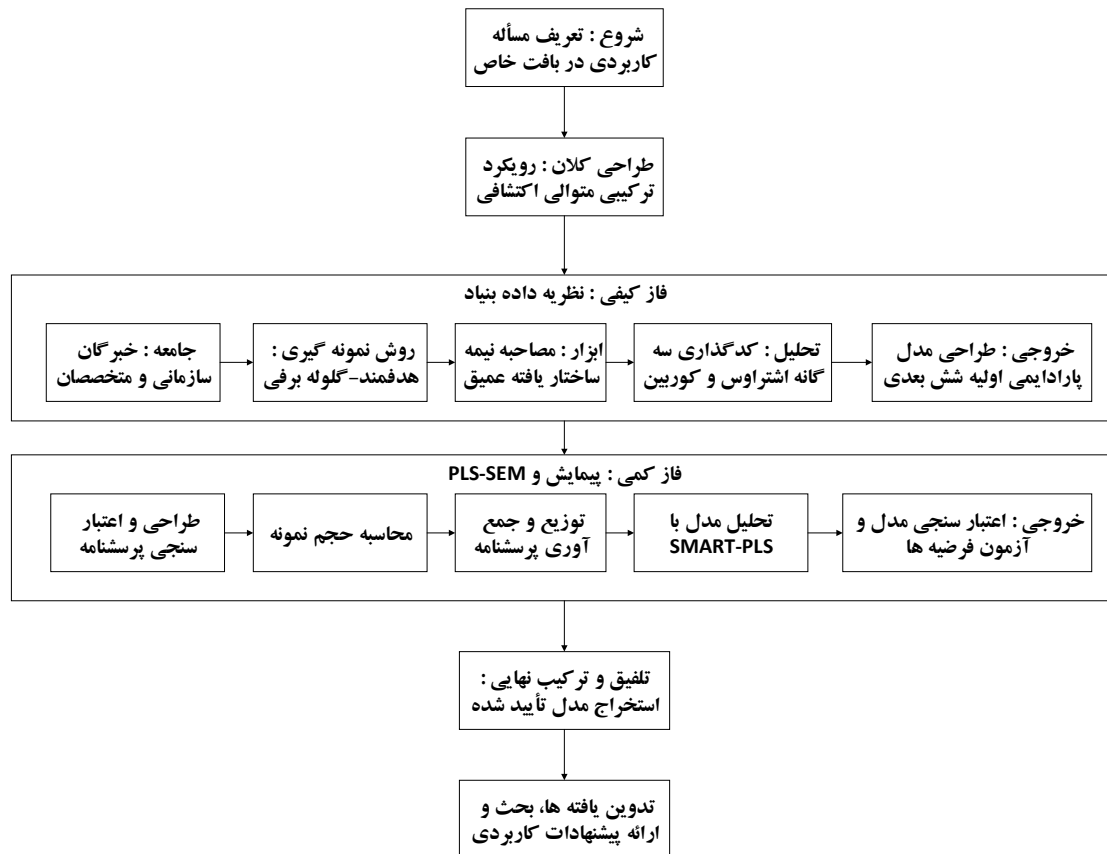
۳-۱ رویکرد کلی پژوهش: ترکیبی متوالی اکتشافی

با توجه به ماهیت پیچیده، چندبعدی و زمینه‌محور مسئله تحقیق (استقرار هوش مصنوعی) و هدف نهایی پژوهش (طراحی و اعتبارسنجی یک مدل بومی و عملیاتی)، این پژوهش از یک طرح تحقیق ترکیبی از نوع متوالی اکتشافی^{۱۸} تبعیت می‌کند (Creswell & Plano Clark, 2017). درواقع، محقق ابتدا از طریق یک کاوش عمیق و کیفی، مؤلفه‌ها، مقوله‌ها و روابط میان آنها را در بافت طبیعی و واقعی شرکت، شناسایی و آنها را در قالب یک مدل پارادایمی اولیه ارائه می‌کند (فاز کیفی). در ادامه، با استفاده از روش کمی پیمایش و به‌کارگیری مدل‌سازی معادلات ساختاری^{۱۹} با رویکرد واریانس‌محور یا حداقل مربعات جزئی^{۲۰}، روابط کشف‌شده در مدل پارادایمی اولیه را می‌سنجد و اعتبارسنجی کمی می‌کند (فاز کمی). از طرفی، یافته‌های فاز کیفی، مبنای طراحی ابزار و جهت‌دهی به پرسش‌های تحقیق را در فاز کمی تشکیل می‌دهد. شکل ۱، روند کلی اجرای پژوهش را به تصویر می‌کشد. به سه دلیل اصلی، روش نظریه داده‌بنیاد برای فاز کیفی انتخاب شد:

الف- مدل‌های عمومی مدیریت فناوری، عمق لازم برای تبیین پیچیدگی‌های استقرار هوش مصنوعی را در شرایط خاص (مانند تحریم و فرهنگ سازمانی ویژه) ندارند؛

ب- استقرار هوش مصنوعی، فرآیندی پویا و سیستمی است. رویکرد نظام‌مند اشتراوس و کوربین با مدل پارادایمی (شامل شش بعد شرایط علی، پدیده‌محوری، شرایط زمینه‌ای، شرایط مداخله‌گر، راهبردها و پیامدها) به دسته‌بندی و نمایش این پیچیدگی کمک می‌کند. خروجی فاز کیفی (مدل پارادایمی اولیه) برگرفته از مصاحبه‌هاست؛

ج- خروجی نظریه داده‌بنیاد فقط توصیفی نیست، چارچوبی نظری و آزمون‌پذیر را نیز برای فاز کمی فراهم می‌کند. به عبارت دیگر نظریه داده‌بنیاد، یک راهبرد قدرتمند برای تولید نظریه‌ای است که قابلیت تبدیل به یک مدل آزمون‌پذیر کمی را داشته باشد.



شکل ۱- روند کلی اجرای پژوهش ترکیبی متوالی اکتشافی

Fig.1- Overall Process of the Sequential Exploratory Mixed-Methods Research

۲-۳ فاز کیفی: طراحی مدل پارادایمی اولیه

۱-۲-۳ جامعه، نمونه گیری و ابزار گردآوری داده ها

جامعه پژوهش در فاز کیفی شامل کلیه مدیران ارشد و میانی و کارشناسان خبره، که با فرآیندهای تأمین و تولید آشنایی عمیق داشتند، و همچنین متخصصان مدیریت فناوری اطلاعات در شرکت مطالعه شده بود. برای انتخاب مصاحبه شونده‌گان، از روش نمونه گیری هدفمند با تکنیک گلوله برفی استفاده شد. معیار اصلی انتخاب مصاحبه شونده‌گان، عمق اطلاعات آنها درباره موضوع پژوهش بود. فرآیند نمونه گیری و مصاحبه تا رسیدن به اشباع نظری ادامه یافت. پس از انجام ۲۶ مصاحبه، شرایط حاصل شد. میانگین مدت زمان هر مصاحبه ۴۵ دقیقه بود. ابزار اصلی گردآوری داده ها، مصاحبه نیمه ساختاریافته عمیق بود. برای این منظور، یک راهنمای مصاحبه حاوی پرسش های کلی و ابعاد شش گانه مدل پارادایمی طراحی شد. البته این راهنما به عنوان یک چارچوب منعطف، به محقق اجازه می داد تا براساس سمت و سوی پاسخ های هر مشارکت کننده، پرسش های عمیق تری را مطرح کند. در انتها، مصاحبه های انجام شده مکتوب شد.

۲-۲-۳ فرآیند تحلیل داده های کیفی

داده‌های کیفی با استفاده از نظریه داده‌بنیاد نظام‌مند (رویکرد اشتراوس و کوربین) تحلیل و طی سه مرحله، کدگذاری باز، محوری و انتخابی انجام شد.

الف- کدگذاری باز: در این مرحله، مفاهیم موجود در متون مصاحبه، شناسایی و کدگذاری شد؛

ب- کدگذاری محوری: در این مرحله، مفاهیم مشابه در قالب مقوله‌های محوری (همان ابعاد شش‌گانه مدل پارادایمی) دسته‌بندی شد؛

ج- کدگذاری انتخابی: در این مرحله نهایی، مقوله‌ها حول یک پدیده محوری اصلی، یکپارچه‌سازی و روابط بین آنها به‌منظور شکل‌دهی نهایی مدل پارادایمی تکمیل می‌شود.

۳-۳ فاز کمی: اعتبارسنجی مدل پارادایمی اولیه

۳-۳-۱ جامعه، نمونه‌گیری و ابزار گردآوری داده‌ها

جامعه آماری فاز کمی، کلیه مدیران و کارشناسان مرتبط با حوزه‌های تأمین، تولید، برنامه‌ریزی و فناوری اطلاعات شرکت مطالعه‌شده بود. با توجه به ماهیت اکتشافی مدل و حجم نمونه در دسترس، ۱۰۰ پرسش‌نامه گردآوری و تحلیل شد. قاعده ده برابری PLS-SEM تنها یک راهنمای اولیه برای بررسی کفایت حجم نمونه در نظر گرفته شد ([Barclay et al., 1995](#))؛ اما با این حال، حجم نمونه نهایی ۱۰۰ نفر به‌صورت تصادفی انتخاب شد تا دقت برآوردها افزایش یابد. ابزار گردآوری داده‌ها، پرسش‌نامه محقق ساخته‌ای حاوی ۱۷ سؤال با طیف لیکرت (پنج گزینه‌ای) بود که سؤالات آن براساس مقوله‌های فاز کیفی استخراج شد. روایی صوری و محتوایی پرسش‌نامه با نظر خبرگان و پایایی با محاسبه آلفای کرونباخ (بیشتر از ۰,۷) تأیید شد. تحلیل داده‌ها با نرم‌افزار SmartPLS در دو مرحله ارزیابی مدل اندازه‌گیری (پایایی و روایی سازه‌ها) و مدل ساختاری (آزمون فرضیه‌ها با روش بوت استرپ) انجام شد.

۳-۳-۲ روش تحلیل داده‌های کمی

انتخاب یک روش برای تحلیل داده‌ها در این مرحله، نقش مهمی در اعتبار نهایی یافته‌ها دارد. روش مدل‌سازی معادلات ساختاری^{۲۱} به دلیل قابلیت‌های منحصر به فردی چون الف- بررسی هم‌زمان روابط چندگانه؛ ب- محاسبه خطای اندازه‌گیری متغیرها؛ ج- آزمون برازش کل مدل و د- امکان تحلیل مدل‌های پیچیده با متغیرهای واسطه‌ای و تعدیل‌گر، به یکی از پرکاربردترین روش‌های تحلیل کمی در علوم اجتماعی و رفتاری تبدیل شده است ([Hair et al., 2022](#))؛ بنابراین با توجه به رویکرد اکتشافی-کاربردی این پژوهش و هدف اصلی آن که طراحی و اعتباریابی یک مدل پارادایمی بومی برای استقرار هوش مصنوعی در یک شرکت تولیدی محصولات مخابراتی است، روش مدل‌سازی معادلات ساختاری در این پژوهش به کار رفت. در حوزه مدل‌سازی معادلات ساختاری، دو رویکرد اصلی برای تحلیل داده‌های کمی وجود دارد که هرکدام مبتنی بر مبانی متمایزی‌اند: الف- رویکرد مبتنی بر واریانس یا حداقل مربعات جزئی^{۲۲}؛ ب- رویکرد مبتنی بر کوواریانس محور^{۲۳} که با توجه به هدف توسعه‌ای پژوهش، حجم نمونه در دسترس (۱۰۰ نفر) و نرمال نبودن داده‌های لیکرت، رویکرد واریانس محور برای این پژوهش مناسب‌تر تشخیص داده شد.

۴- یافته‌های پژوهش

۴-۱ یافته‌های کیفی: مدل پارادایمی استقرار هوش مصنوعی

پس از انجام مراحل کدگذاری باز و محوری، مقوله‌ها براساس ابعاد (سازه‌های) مدل پارادایمی اشتراوس و کوربین شناسایی و سازمان‌دهی شدند. پدیده محوری، قصد رفتاری شرکت برای استقرار هوش مصنوعی تعیین شد. این بعد از مدل پارادایمی، گویای عزم و تمایل واقعی شرکت برای تخصیص منابع، تغییر فرآیندها و اجرای استقرار هوش مصنوعی فراتر از شعار است و در اقدامات ملموس سازمان نمود دارد. جدول ۱، مقوله‌ها را به‌همراه تعریف عملیاتی آنها و نمونه‌هایی از مفاهیم و کدهای باز تشکیل‌دهنده، در چارچوب مدل پارادایمی نشان می‌دهد.

جدول ۱- شش سازه اصلی مدل پارادایمی اولیه پژوهش

Table 1- The Six Main Constructs of the Initial Paradigm Model of the Research

مقوله محوری (سازه)	تعریف عملیاتی (براساس مصاحبه‌ها)	نمونه مفاهیم و کدهای باز
شرایط علی	محرك‌ها و فشارهای درونی و بیرونی که سازمان را به سمت تفکر و اقدام درباره استقرار هوش مصنوعی سوق می‌دهند.	افزایش هزینه‌های سربار، کاهش حاشیه سود، عقب ماندن از رقبا، ورود رقبای جدید، افزایش پیچیدگی تأمین، نوسانات شدید تقاضا، نیاز به افزایش سرعت و دقت در تصمیم‌گیری
قصد رفتاری برای استقرار هوش مصنوعی	هسته مرکزی فرآیند که کنش‌ها و راهبردها حول آن شکل می‌گیرند.	قصد رفتاری سازمان برای استقرار هوش مصنوعی شامل حمایت مدیریت ارشد از پروژه‌ها، تدوین راهبردهای هوش مصنوعی، تخصیص بودجه مشخص، تشکیل تیم‌های تخصصی داخلی
شرایط زمینه‌ای	بستر و محیط خاص سازمانی که فرآیند استقرار در آن رخ می‌دهد و بر ماهیت و شکل آن تأثیر می‌گذارد.	فرهنگ سازمانی (آمادگی برای تغییر، نوآوری، ریسک‌پذیری)، ساختار سازمانی (متمرکز یا غیرمتمرکز)، بلوغ زیرساخت‌های فناوری اطلاعات (کیفیت داده، یکپارچگی سیستم‌ها)، سبک رهبری و مدیریت، میزان حمایت واقعی مدیران ارشد
شرایط مداخله‌گر	عواملی که بر انتخاب و اجرای راهبردها تأثیر می‌گذارند و آنها را تسهیل یا با مشکل مواجه می‌کنند.	کمبود نیروی انسانی متخصص (علم داده، هوش مصنوعی)، محدودیت‌های مالی و بودجه‌ای، تحریم‌ها و محدودیت‌های دسترسی به فناوری و دانش، مقاومت کارکنان در برابر تغییر، فقدان درک مشترک از هوش مصنوعی در سطوح مختلف سازمان، نگرانی‌های امنیت سایبری و حریم خصوصی داده‌ها
راهبردها	مجموعه اقدامات، کنش‌ها و واکنش‌های آگاهانه‌ای که سازمان در پاسخ به قصد رفتاری برای استقرار هوش مصنوعی (پدیده محوری) و تحت تأثیر شرایط زمینه‌ای و مداخله‌گر به کار می‌گیرد.	اجرای پروژه‌های پایلوت در حوزه‌های منتخب (مانند پیش‌بینی تقاضا، کنترل کیفیت)، سرمایه‌گذاری در آموزش و توانمندسازی نیروی انسانی موجود، جذب و استخدام نیروی متخصص، برون‌سپاری بخشی از فعالیت‌ها به شرکت‌های دانش بنیان، ایجاد تیم‌های مشترک با دانشگاه‌ها و مراکز تحقیقاتی، خرید نرم‌افزارها و پلتفرم‌های تحلیلی
پیامدها	نتایج و بروندهای حاصل از اجرای موفقیت‌آمیز (یا ناموفق) راهبردها.	کاهش هزینه‌های عملیاتی (تولید، انبارداری، لجستیک)، بهبود کیفیت محصولات و کاهش ضایعات، افزایش دقت پیش‌بینی تقاضا، کاهش زمان توقف خط تولید، افزایش رضایت مشتری، افزایش چابکی و انعطاف پذیری سازمان در مواجهه با تغییرات بازار، ایجاد مزیت رقابتی پایدار، بهبود تاب‌آوری زنجیره تأمین

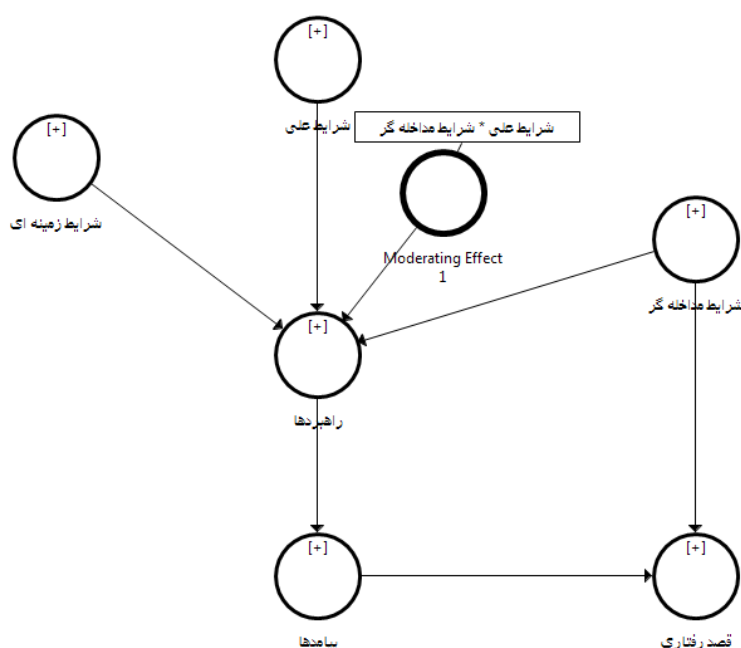
در مرحله کدگذاری انتخابی، به طور مستقیم از تحلیل دقیق محتوای مصاحبه‌ها و شناسایی الگوهای پرتکرار در مصاحبه‌ها، روابط در مدل اولیه پارادایمی پژوهش ترسیم شد. به عبارت دیگر، مدل اولیه پارادایمی ترسیم شده، بازنمایی گرافیکی از شبکه روابط علی است که به طور نظام‌مند از تحلیل عمیق داده‌های کیفی و تجارب زیسته کنشگران اصلی شرکت استخراج شده است. این مدل در شکل ۲ نشان داده شده است. شواهدی از مصاحبه‌های استفاده شده برای ترسیم روابط در این مدل، به شرح ذیل است:

الف- یک مدیر ارشد تولید بیان می‌کرد: «به خاطر فشار رقابتی شدید [شرایط علی] و با توجه به اینکه زیر ساخت داده‌هایمان هنوز آماده نیست [شرایط زمینه‌ای]، تصمیم گرفتیم به جای یک پروژه بزرگ و پرهزینه، با یک پایلوت کوچک در بخش کنترل کیفیت شروع کنیم [راهِبرد]». این گفت‌وگو به وضوح رابطه علی را از شرایط علی و همچنین شرایط زمینه‌ای را به راهبردها نشان می‌داد.

ب- یک کارشناس ارشد مدیریت فناوری اطلاعات می‌گفت: «متأسفانه با وجود اینکه مدیریت ارشد خیلی پیگیر است [شرایط زمینه‌ای]، به دلیل کمبود شدید نیروی متخصص و بودجه [شرایط مداخله‌گر]، پروژه‌ها خیلی کند پیش می‌روند و بعضاً متوقف می‌شوند». این اظهارنظر به روشنی بر تأثیر مستقیم و بازدارنده شرایط مداخله‌گر بر قصد رفتاری و موفقیت راهبردها دلالت داشت.

ج- همچنین، تأکید مکرر مصاحبه‌شوندگان بر اینکه «تا وقتی نتیجه مثبت یک پروژه را با چشم خود نبینیم و اعداد و ارقام کاهش هزینه را مشاهده نکنیم [پیامدها]، نمی‌توانیم برای پروژه بعدی بودجه بگیریم و توجیه کنیم [قصد رفتاری]»، مبنای اصلی رابطه تأثیرگذار پیامدها بر قصد رفتاری را تشکیل داد.

د- دیگر موضوع اینکه مصاحبه‌شوندگان مکرر اظهار داشتند: «نیاز به کاهش هزینه [شرایط علی] در شرایط محدودیت بودجه [شرایط مداخله‌گر]، ما را به سمت انتخاب راهبرد شروع با یک پروژه پایلوت کوچک [راهِبرد] سوق داد»، موجب شکل‌گیری رابطه علی از [شرایط علی] به [راهِبردها] با نقش تعدیل‌گری شرایط مداخله‌گر در مدل شد.



شکل ۲- مدل پارادایمی اولیه پژوهش

Fig. 2- The Initial Paradigm Model of the Research

۲-۴ یافته‌های کمی: آزمون مدل و فرضیه‌ها

۱-۲-۴ ارزیابی مدل اندازه‌گیری

پس از جمع‌آوری ۱۰۰ پرسش‌نامه تکمیل‌شده، داده‌ها براساس نرم‌افزار SmartPLS تحلیل شد. ابتدا مدل اندازه‌گیری (بیرونی) ارزیابی شد تا از پایایی و روایی سازه‌ها اطمینان حاصل شود. ارزیابی مدل اندازه‌گیری نشان داد که همه سازه‌ها از پایایی ترکیبی^{۲۴} (CR) و آلفای کرونباخ بالاتر از ۰/۷۶ و شاخص میانگین واریانس استخراج‌شده^{۲۵} (AVE) (معیار ارزیابی روایی همگرا) بالاتر از ۰/۵۵ برخوردارند. همچنین روایی واگرا با معیار Fornell-Larcker تأیید شد (مقادیر قطری بزرگ‌تر از مقادیر غیر قطری). جدول ۲، خلاصه‌ای از شاخص‌های پایایی و روایی همگرا را نشان می‌دهد. جدول ۳ روایی واگرا را نشان می‌دهد.

جدول ۲- نتایج پایایی و روایی همگرا مدل اندازه‌گیری

Table 2- Results of Reliability and Convergent Validity of the Measurement Model

سازه	آلفای کرونباخ	پایایی ترکیبی (CR)	روایی همگرا (AVE)
شرایط علی	۰/۸۶۷	۰/۹۱۹	۰/۷۹۰
شرایط زمینه‌ای	۰/۷۶۰	۰/۷۷۳	۰/۵۵۰
شرایط مداخله‌گر	۰/۷۷۲	۰/۸۶۴	۰/۶۸۱
راهبردها	۰/۹۲۹	۰/۹۴۹	۰/۸۲۴
قصد رفتاری	۱	۱	۱
پیامدها	۰/۹۱۶	۰/۹۴۷	۰/۸۵۶

جدول ۳- نتایج پایایی و روایی همگرا مدل اندازه‌گیری

Table 3- Results of Reliability and Convergent Validity of the Measurement Model

معیار فورنل-لارکر	راهبردها	شرایط زمینه‌ای	شرایط علی	شرایط مداخله‌گر	قصد رفتاری	پیامدها
راهبرد ها	۰/۹۰۸					
شرایط زمینه‌ای	-۰/۱۹۵	۰/۷۴۲				
شرایط علی	۰/۵۱۴	۰/۰۱	۰/۸۸۹			
شرایط مداخله‌گر	۰/۵۱۲	-۰/۰۱۲	۰/۰۶۹	۰/۸۲۵		
قصد رفتاری	۰/۳۷۱	۰/۲۵۸	۰/۶۱۵	۰/۳۳۶	۱	
پیامدها	۰/۴۴۸	۰/۱۸۹	۰/۶۵۹	۰/۲۳۷	۰/۷۸۳	۰/۹۲۵

۲-۲-۴ ارزیابی مدل ساختاری و آزمون فرضیه‌ها

مدل ساختاری پژوهش با استفاده از روش حداقل مربعات جزئی و از طریق نرم‌افزار SmartPLS و با آزمون بوت استرپینگ^{۲۶} با ۵۰۰۰ نمونه ارزیابی شد. هدف از این ارزیابی، بررسی معناداری روابط بین سازه‌ها و آزمون فرضیه‌های پژوهش بود. فرضیه‌ها با آماره t بزرگ‌تر از ۱/۹۶ و سطوح معناداری^{۲۷} کمتر از ۰/۰۵ پذیرفته می‌شوند. نتایج حاصل از تحلیل مسیر و آزمون فرضیه‌ها در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴- نتایج حاصل از تحلیل مسیر و آزمون فرضیه ها

Table 4- Results of Path Analysis and Hypothesis Testing

مسیر	Original Sample (O)	Sample Mean (M)	Standard Deviation (STDEV)	T Statistics (O/STDEV)	P-Values	نتیجه آزمون
اثر تعدیل‌گری شرایط مداخله‌گر بر رابطه شرایط علی -> راهبردها	-۰/۱۶۵	-۰/۱۷۰	۰/۰۷۲	۲/۳۰۴	۰/۰۲۱	تأیید
راهبردها -> پیامدها	۰/۴۴۸	۰/۴۵۰	۰/۰۶۳	۷/۰۶۹	۰/۰۰۰	تأیید
شرایط زمینه‌ای -> راهبردها	-۰/۱۹۸	-۰/۱۶۵	۰/۱۱۳	۱/۷۴۹	۰/۰۸۰	عدم تأیید
شرایط علی -> راهبردها	۰/۴۸۵	۰/۴۷۷	۰/۰۷۲	۶/۷۶۲	۰/۰۰۰	تأیید
شرایط مداخله‌گر -> راهبردها	۰/۴۷۰	۰/۴۷۱	۰/۰۶۴	۷/۳۲۷	۰/۰۰۰	تأیید
شرایط مداخله‌گر -> قصد رفتاری	۰/۱۶۰	۰/۱۶۲	۰/۰۵۸	۲/۷۲۸	۰/۰۰۶	تأیید
پیامدها -> قصد رفتاری	۰/۷۴۶	۰/۷۴۶	۰/۰۴۴	۱۷/۰۹۰	۰/۰۰۰	تأیید

۴-۲-۳ تحلیل یافته‌های کمی (بازگشت به ریشه‌های کیفی)

الف- اثر تعدیل‌گری شرایط مداخله‌گر بر تأثیر مستقیم شرایط علی بر راهبردها: معنادار بودن اثر تعدیل‌گری با ضریب مسیر $-۰/۱۶۵$ و آماره t برابر $۲/۳۰۴$ نشان می‌دهد که شرایط مداخله‌گر (احتمالاً محدودیت بودجه یا کمبود نیروی انسانی متخصص)، شدت رابطه بین شرایط علی و راهبردها را تنظیم می‌کند. علامت منفی نشان می‌دهد که در سطوح بالای شرایط مداخله‌گر، تأثیر شرایط علی بر راهبردها کاهش می‌یابد؛ یعنی در شرکت‌هایی که بودجه‌های نامحدودی دارند، تأثیر محرک‌های بیرونی (مثل ورود رقبای جدید یا نیاز به کاهش هزینه) بر انتخاب راهبردها کمرنگ‌تر می‌شود؛ زیرا شرکت براساس یک برنامه از پیش تعیین شده و نه صرفاً واکنش به محرک‌های بیرونی عمل می‌کند؛

ب- تأثیر راهبردها بر پیامدها: با توجه به ضریب مسیر $۰/۴۴۸$ و آماره t برابر $۷/۰۶۹$ ، تأثیر راهبردها بر پیامدها تأیید می‌شود. این یافته نشان‌دهنده آن است که انتخاب و اجرای صحیح راهبردها، بر دستیابی به نتایج ملموس (کاهش هزینه، بهبود کیفیت، افزایش چابکی) مؤثر است. این یافته به مدیران اعلام می‌دارد چنانچه راهبردهای درستی اتخاذ کنند، نتایج درخور توجهی عایدشان خواهد شد؛

ج- تأثیر نداشتن شرایط زمینه‌ای بر راهبردها: با توجه به آماره t برابر $۱/۷۴۹$ که کمتر از $۱/۹۶$ است، فرضیه تأثیر شرایط زمینه‌ای بر راهبردها رد می‌شود. این یافته به معنای بی‌اهمیتی شرایط زمینه‌ای (مانند فرهنگ سازمانی، حمایت مدیریت) نیست، بلکه به نظر می‌رسد در بافت شرکت مطالعه‌شده، این شرایط جزء پیش‌نیازها و بسترهای اساسی‌اند، نه عواملی که به‌طور مستقیم راهبردها را شکل می‌دهند. ممکن است وجود یک فرهنگ داده‌محور و حمایت مدیریت ارشد، شرط لازم برای اجرای هرگونه راهبردی باشد؛ اما لزوماً تعیین‌کننده نوع خاصی از راهبرد نیست؛

د- تأثیر شرایط علی و مداخله‌گر بر راهبردها: هر دو مسیر با ضرایب $۰/۴۸۵$ و $۰/۴۷۰$ و آماره t به ترتیب $۶/۷۶۲$ و $۷/۳۲۷$ معنادارند. این یافته نشان می‌دهد که هم محرک‌های اولیه (شرایط علی) و هم موانع و تسهیل‌کننده‌ها (شرایط مداخله‌گر) به‌طور مستقیم بر نوع و شدت راهبردهای انتخاب‌شده از سوی شرکت تأثیرگذار است. نکته

تأمل‌پذیر این است که آماره t بالاتر برای شرایط مداخله‌گر است و اهمیت ویژه مدیریت موانع داخلی را نشان می‌دهد؛

ه- تأثیر شرایط مداخله‌گر بر قصد رفتاری: با توجه به ضریب مسیر $0/16$ و آماره t برابر $2/728$ ، تأثیر شرایط مداخله‌گر بر قصد رفتاری تأیید می‌شود. این یافته نشان می‌دهد که شرایط مداخله‌گر (مانند کمبود نیروی متخصص، محدودیت بودجه، تحریم‌ها) به‌طور مستقیم باعث دلسردی مدیران و کاهش قصد آنها برای سرمایه‌گذاری در پروژه‌های بلندپروازانه می‌شود؛

و- تأثیر قوی پیامدها بر قصد رفتاری: این رابطه با ضریب مسیر $0/746$ و آماره t برابر $17/090$ قوی‌ترین رابطه در مدل است. این یافته نشان می‌دهد که مشاهده نتایج مثبت، تأثیر تعیین‌کننده و انکارناپذیری بر تداوم و توسعه هوش مصنوعی دارد. این یک حلقه تقویت ایجاد می‌کند، موفقیت‌های اولیه، حمایت‌های بعدی را جلب و پروژه‌های جدید را تسهیل می‌کند. به نظر می‌رسد در شرکت مطالعه‌شده، شروع یک پروژه منوط به مشاهده نتایج مثبت در پروژه مشابه قبلی است.

۵- بحث

۵-۱ تحلیل و تفسیر یافته‌ها در چارچوب نظری و پیشینه پژوهش

این پژوهش با هدف طراحی و اعتبارسنجی مدل بومی برای استقرار هوش مصنوعی در فرآیندهای تأمین و تولید یک شرکت تولیدکننده محصولات مخابراتی در ایران انجام شد. یافته‌های پژوهش، ضمن تأیید بسیاری از مفاهیم موجود، بینش‌های جدید و ارزشمندی را درباره پیچیدگی‌ها و ظرافت‌های این پدیده در بافت خاص صنعت و کشور ارائه می‌دهد. در ادامه، این موضوع را شرح می‌دهیم.

۵-۱-۱ تأثیر شرایط علی و مداخله‌گر بر راهبردها

تأثیر معنادار شرایط علی بر راهبردها با یافته‌های پژوهش‌های پیشین همسو است که بر نقش محرک‌هایی نظیر فشار رقابتی، نیاز به کاهش هزینه و پیچیدگی محیطی در پذیرش نوآوری تأکید داشتند ([Müller et al., 2018](#); [Raj et al., 2020](#)). این یافته نشان می‌دهد که حرکت شرکت‌ها به سمت هوش مصنوعی تنها از روی کنجاوی یا تمایل به مدرن‌سازی نیست، دلیل عمده این حرکت، پاسخ به فشارهای واقعی محیط رقابتی و نیازهای عملیاتی است. نکته درخور توجه این است که آماره t بالاتر برای شرایط مداخله‌گر در مقایسه با شرایط علی است. این یافته نشان می‌دهد که حتی اگر انگیزه‌های قوی (شرایط علی) برای حرکت وجود داشته باشد، وجود موانعی مانند کمبود نیروی متخصص، محدودیت‌های مالی و مقاومت سازمانی (شرایط مداخله‌گر) به‌طور چشمگیری بر نوع، مقیاس و سرعت اجرای راهبردها تأثیر می‌گذارد.

۵-۱-۲ ایجاد زیرساخت‌های زمینه‌ای به عنوان پیش‌نیاز

به نظر می‌رسد شرایط زمینه‌ای در شرکت مطالعه‌شده، پیش‌نیاز حیاتی و بستر اساسی است، نه عواملی که راهبردها را به‌طور مستقیم شکل می‌دهند؛ بنابراین، بنا به یافته‌های مصاحبه‌ها، پیشنهاد می‌شود مدیران این شرکت به

موازات اجرای پروژه‌های پایلوت (اتخاذ راهبرد مناسب)، زیرساخت‌های حاکمیت داده، یکپارچه‌سازی سیستم‌ها و حمایت مستمر مدیریت ارشد را نیز تقویت کنند.

۵-۱-۳ زنجیره ارزش آفرینی: راهبردها، پیامدها و قصد رفتاری

تأثیر معنادار راهبردها بر پیامدها و سپس تأثیر قوی پیامدها بر قصد رفتاری، یک زنجیره منطقی و حیاتی را در مدل شکل می‌دهد. این یافته نشان می‌دهد که اجرای درست راهبردهای مناسب، به نتایج ملموس و ارزشمندی مانند کاهش هزینه‌ها، بهبود کیفیت و افزایش چابکی منجر می‌شوند؛ اما نکته درخور توجه این است که تأثیر این پیامدهای مثبت بر قصد رفتاری شرکت برای استمرار توسعه هوش مصنوعی است. دلون و مک‌لین^{۲۸} (۲۰۰۳) در به‌روزرسانی مدل موفقیت سیستم‌های اطلاعاتی، میان کیفیت سیستم، کیفیت اطلاعات، کیفیت خدمات، استفاده/قصد استفاده، رضایت کاربر و منافع حاصل از سیستم روابط مفهومی برقرار می‌کنند. با تعمیم این چارچوب به زمینه پژوهش حاضر، استدلال می‌شود که ممکن است ادراک منافع حاصل از به کارگیری هوش مصنوعی با قصد تداوم استفاده از آن ارتباط داشته باشد.

۵-۱-۴ تأثیر مستقیم شرایط مداخله‌گر بر قصد رفتاری

تأثیر شرایط مداخله‌گر بر قصد رفتاری، به‌طور مستقیم بر روحیه، انگیزه و عزم سازمان برای ادامه مسیر تأثیر می‌گذارند؛ برای مثال، کمبود شدید نیروی متخصص (یک شرط مداخله‌گر) ممکن است باعث دلسردی مدیران و کاهش قصد آنها برای سرمایه‌گذاری در پروژه‌های پرریسک هوش مصنوعی شود؛ بنابراین این یافته بر لزوم توجه ویژه مدیران به مدیریت فعالانه این دسته از عوامل تأکید می‌کند؛ زیرا آنها به‌عنوان شتاب‌دهنده یا ترمز اصلی حرکت شرکت عمل می‌کنند.

۵-۲ دستاوردهای عملیاتی و راهکارهای پیشنهادی برای مدیران صنعت

براساس مدل معتبرشده و تحلیل یافته‌ها، راهکارهای عملیاتی مشخصی برای مدیران شرکت مطالعه‌شده به‌منظور تسهیل و تسریع در استقرار موفق هوش مصنوعی به شرح ذیل ارائه می‌شود. این راهکارها در دیگر شرکت‌ها با فناوری پیشرفته در کشور ایران برای استقرار هوش مصنوعی به کار گرفته می‌شود.

۵-۲-۱ استراتژی پایلوت محور: از ایده تا اثبات مفهوم

با توجه به تأثیر راهبردها بر پیامدها و سپس تأثیر قوی پیامدها بر قصد رفتاری، مهم‌ترین توصیه به مدیران آن است که به‌جای راه‌اندازی پروژه‌های بزرگ، پرهزینه و بلندپروازانه (که ریسک شکست بالایی دارند)، راهبرد پایلوت محور را در پیش گیرند؛ یعنی الف-یک یا دو حوزه عملیاتی مشخص و محدود (مثلاً پیش‌بینی تقاضا برای یک خط محصول خاص، یا کنترل کیفیت یک قطعه بحرانی) انتخاب شوند که پتانسیل بالایی برای بهبود با هوش مصنوعی دارند؛ ب-یک پروژه پایلوت با اهداف روشن، دامنه محدود و شاخص ارزیابی عملکرد دقیق (مانند درصد بهبود دقت پیش‌بینی، درصد کاهش ضایعات) تعریف و اجرا شود؛ ج-تیم پروژه از ترکیب متخصصان فنی (داده‌کاو، برنامه‌نویس) و کارشناسان خبره عملیاتی (از واحدهای تأمین و تولید) تشکیل شود تا مطمئن شویم راه حل متناسب با نیاز واقعی است؛ د-نتایج پروژه پایلوت به‌دقت مستندسازی و به‌صورت شفاف و کمی به اطلاع ذی‌نفعان کلیدی

(به‌ویژه مدیران ارشد) رسانده شود. موفقیت این پایلوت، موتور محرک قوی در ایجاد اعتماد، جلب حمایت بیشتر و تقویت قصد رفتاری شرکت برای اجرای پروژه‌های بزرگ‌تر هوش مصنوعی خواهد شد.

۵-۲-۲ مدیریت فعالانه شرایط مداخله‌گر: سرمایه انسانی، منابع و فرهنگ

با توجه به تأثیر شرایط مداخله‌گر بر راهبردها و قصد رفتاری، مدیران باید توجه ویژه‌ای به این شرایط داشته باشند؛ بنابراین پیشنهاد می‌شود:

الف- با توجه به اینکه کمبود منابع انسانی متخصص به‌عنوان یک شرط مداخله‌گر جدی مطرح شده است، راهکارهای توانمندسازی نیروی موجود از طریق سرمایه‌گذاری هدفمند در آموزش و یا جذب استعدادهاى جدید پیشنهاد می‌شود؛

ب- مدیریت مالی و بودجه: تعیین ردیف بودجه برای پروژه‌های تحول دیجیتال و هوش مصنوعی در بودجه سالیانه شرکت و تدوین طرح‌های توجیهی این پروژه‌ها؛

ج- مدیریت تغییر و فرهنگ‌سازی: اجرای برنامه‌های منظم اطلاع‌رسانی و آموزش برای کاهش مقاومت کارکنان و ارتقای سواد دیجیتال در شرکت. درباره تأثیر هوش مصنوعی بر مشاغل شرکت با تأکید بر همکاری انسان و ماشین، نه جایگزینی کامل، شفاف‌سازی شود. از طرفی کارکنان در فرآیندهای طراحی و اجرای پروژه‌ها مشارکت داده شوند.

۵-۲-۳ ایجاد چرخه بازخورد مثبت

مدیران شرکت، سیستمی را در سطوح مختلف سازمانی برای اندازه‌گیری و گزارش‌دهی نتایج پروژه‌های استقرار هوش مصنوعی طراحی کنند و گزارش‌های شفاف از دستاوردها (کاهش هزینه، افزایش کیفیت) را به‌طور منظم با تمام ذی‌نفعان به اشتراک بگذارند تا حمایت آنها برای پروژه‌های بعدی جلب و قصد رفتاری سازمان برای تداوم این مسیر تقویت شود. این چرخه بازخورد مثبت، موتور محرکه تحول دیجیتال در شرکت خواهد بود.

۶- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، مدلی بافت‌محور برای استقرار هوش مصنوعی در فرآیندهای تأمین و تولید یک شرکت تولیدکننده محصولات مخابراتی در ایران طراحی و اعتبارسنجی شد. پژوهش با رویکرد ترکیبی متوالی اکتشافی انجام شد و در فاز کیفی، با استفاده از نظریه داده‌بنیاد نظام‌مند (اشتراوس و کوربین) و انجام ۲۶ مصاحبه نیمه‌ساختاریافته، مقوله‌های اصلی در قالب مدل پارادایمی شناسایی شدند. در فاز کمی، با روش مدل‌سازی معادلات ساختاری و تحلیل ۱۰۰ پرسش‌نامه، روابط مدل آزمون شد.

نتایج عمده نشان داد که شرایط علی و مداخله‌گر، تأثیر معناداری بر راهبردها دارند، راهبردها بر پیامدها تأثیر مثبت دارند و پیامدها قوی‌ترین تأثیر را بر قصد رفتاری دارند؛ اما شرایط زمینه‌ای تأثیر مستقیمی بر راهبردها ندارد و بیشتر نقش پیش‌نیاز را ایفا می‌کند. اثر تعدیل‌گری شرایط مداخله‌گر بر رابطه شرایط علی و راهبردها معنادار است.

نوآوری پژوهش شامل چهار جنبه است: اول، تلفیق روش‌شناسی ترکیبی متوالی اکتشافی (کیفی-کمی) که هم به کشف عمیق پدیده در بافت واقعی و هم به اعتبارسنجی آماری آن روی می‌آورد؛ دوم، استفاده از نظریه داده‌بنیاد

نظام‌مند (اشتراوس و کوربین) برای طراحی مدل پارادایمی پویا و فرآیندی، برخلاف مطالعات پیشین که تنها لیستی از عوامل یا روابط خطی را ارائه داده‌اند؛ سوم، تمرکز بر صنعت خاص محصولات مخابراتی با ویژگی‌های منحصر به فرد (چرخه عمر کوتاه محصول، پیچیدگی زنجیره تأمین جهانی) که تاکنون مدل بومی استقرار هوش مصنوعی برای آن طراحی نشده بود؛ چهارم، بومی‌سازی کامل در بافت ایران با در نظر گرفتن شرایطی چون تحریم‌ها، محدودیت‌های دسترسی به فناوری، فرهنگ سازمانی بومی و کمبود نیروی انسانی متخصص که مدل‌های وارداتی قابلیت پاسخگویی به این شرایط را ندارند.

در پایان، باید به چند محدودیت اساسی در این پژوهش اشاره کرد. مهم‌ترین آنها، اتکای تحقیق به یک مطالعه موردی عمیق، اما در یک شرکت خاص است که دامنه تعمیم‌پذیری یافته‌ها به دیگر صنایع و زمینه‌های سازمانی متفاوت را با احتیاط مواجه می‌کند. افزون بر این، داده‌های فاز کمی پژوهش به صورت مقطعی گردآوری شده‌اند؛ در نتیجه امکان ردیابی تحول و تکامل پویای مدل در گذر زمان و شناسایی حلقه‌های بازخورد پویا در این پژوهش میسر نبوده است. همچنین، متغیرهای تعدیل‌گر در سطح کلان محیطی، از قبیل سیاست‌های حمایتی دولت، شدت و نوع تحریم‌ها و یا سطح بلوغ دیجیتال کشور، به صورت مجزا در این مدل آزمون نشده‌اند. با توجه به محدودیت‌های یادشده، پیشنهاد می‌شود پژوهشگران آینده با انجام مطالعات تطبیقی در چندین شرکت از صنایع گوناگون مانند خودروسازی، دارویی و پتروشیمی، قابلیت تعمیم مدل حاضر را به بوتله آزمون بگذارند. همچنین طراحی پژوهش‌های طولی، چگونگی تکامل روابط مدل را در طول زمان و ظهور پویایی‌های جدید را آشکار می‌کند. در نهایت، بررسی نقش تعدیل‌گری متغیرهای کلان محیطی نظیر تحریم‌ها، مشوق‌های دولتی و بلوغ دیجیتال، درک عمیق‌تری را از بافت‌محوری مدل استقرار هوش مصنوعی فراهم می‌آورد.

با نگاه به کل یافته‌ها، آنچه این پژوهش را از مطالعات مشابه متمایز می‌کند، تنها مدل ارائه‌شده نیست، نظریه‌ای است که از دل داده‌ها بیرون آمده است. نتایج نشان می‌دهد که در شرکت‌های تولیدی ایران، استقرار هوش مصنوعی یک فرآیند خطی نیست، بلکه یک چرخه است. در این چرخه، محرک‌های بیرونی مثل فشار رقبا و نیاز به کاهش هزینه، همراه با موانع درونی مثل کمبود بودجه و نیروی متخصص، با هم راهبردهای شرکت را شکل می‌دهند؛ اما حلقه کلیدی این فرآیند، جایی است که موفقیت‌های کوچک و ملموس، موتور محرکه حرکت بعدی می‌شوند. در شرایطی مثل تحریم و کمبود منابع، این دستاوردهای عینی‌اند که اعتماد مدیران را جلب و عزم آنها را برای سرمایه‌گذاری بیشتر تقویت می‌کنند. این یافته، نقش راهبردهای پایلوت‌محور و مدیریت تغییر براساس شواهد را در سازمان‌های ایرانی، بیش از هر عامل دیگری پررنگ می‌کند.

References

- Bandara, K., Bergmeir, C., & Smyl, S. (2020). Forecasting across time series databases using recurrent neural networks on groups of similar series: A clustering approach. *Expert Systems with Applications*, 140, Article 112896. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112896>.
- Barclay, D., Higgins, C., & Thompson, R. (1995). The partial least squares (PLS) approach to causal modeling: Personal computer adoption and use as an illustration. *Technology Studies*, 2(2), 285–309. https://www.researchgate.net/publication/301345313_The_Partial_Last_Squares_PLS_approach_to_causal_modelling_personal_computer_adoption_and_use_as_an_illustration

- Baryannis, G., Validi, S., Dani, S., & Antoniou, G. (2019). Supply chain risk management and artificial intelligence: State of the art and future research directions. *International Journal of Production Research*, 57(7), 2179–2202. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1530476>
- Cohen, M. A., & Lee, H. L. (2020). Designing the right global supply chain network. *Manufacturing & Service Operations Management*, 22(1), 15–24. <https://doi.org/10.1287/msom.2019.0839>
- Creswell, J. W., & Plano Clark, V. L. (2017). *Designing and conducting mixed methods research* (3rd ed.). SAGE Publications. <https://us.sagepub.com/en-us/nam/designing-and-conducting-mixed-methods-research/book241842>
- DeLone, W. H., & McLean, E. R. (2003). The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update. *Journal of Management Information Systems*, 19(4), 9–30. <https://doi.org/10.1080/07421222.2003.11045748>
- Farmanesh, P., Solati Dehkordi, N., Vehbi, A., & Chavali, K. (2025). Artificial intelligence and green innovation in small and medium-sized enterprises and competitive-advantage drive toward achieving sustainable development goals. *Sustainability*, 17(5), Article 2162. <https://doi.org/10.3390/su17052162>
- Govindan, K., Rajendran, S., Sarkis, J., & Murugesan, P. (2015). Multi criteria decision making approaches for green supplier evaluation and selection: A literature review. *Journal of Cleaner Production*, 98, 66–83. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2013.06.046>
- Helo, P., & Hao, Y. (2022). Artificial intelligence in operations management and supply chain management: An exploratory case study. *Production Planning & Control*, 33(16), 1573–1590. <https://doi.org/10.1080/09537287.2021.1882690>
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). SAGE Publications. <https://us.sagepub.com/en-us/nam/a-primer-on-partial-least-squares-structural-equation-modeling-pls-sem/book270548>
- Jagatheesaperumal, S. K., Rahouti, M., Ahmad, K., Al-Fuqaha, A., & Guizani, M. (2022). The duo of artificial intelligence and big data for industry 4.0: Applications, techniques, challenges, and future research directions. *IEEE Internet of Things Journal*, 9(15), 12861–12885. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3139827>
- Jan, Z., Ahamed, F., Mayer, W., Patel, N., Grossmann, G., Stumptner, M., & Kuusk, A. (2023). Artificial intelligence for industry 4.0: Systematic review of applications, challenges, and opportunities. *Expert Systems with Applications*, 216, 119456. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119456>
- Kusiak, A. (2023). Predictive models in digital manufacturing: Research, applications, and future outlook. *International Journal of Production Research*, 61(17), 6052–6062. <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2122620>
- Li, B., Hou, B., Yu, W., Lu, X., & Yang, C. (2017). Applications of artificial intelligence in intelligent manufacturing: A review. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 18(1), 86–96. <https://doi.org/10.1631/FITEE.1601885>
- Li, D., Wang, H., & Wang, J. (2024). Artificial intelligence and technological innovation: Evidence from China's strategic emerging industries. *Sustainability*, 16(16), Article 7226. <https://doi.org/10.3390/su16167226>
- Müller, J. M., Kiel, D., & Voigt, K. I. (2018). What drives the implementation of Industry 4.0? The role of opportunities and challenges in the context of sustainability. *Sustainability*, 10(1), Article 247. <https://doi.org/10.3390/su10010247>
- Peres, R. S., Jia, X., Lee, J., Sun, K., Colombo, A. W., & Barata, J. (2020). Industrial artificial intelligence in industry 4.0: Systematic review, challenges and outlook. *IEEE Access*, 8, 220121–220139. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3042874>
- Raj, A., Dwivedi, G., Sharma, A., de Sousa Jabbour, A. B. L., & Rajak, S. (2020). Barriers to the adoption of industry 4.0 technologies in the manufacturing sector: An inter-country comparative

- perspective. *International Journal of Production Economics*, 224, Article 107546. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.107546>.
- Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2017). Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 39(6), 1137–1149. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031>.
- Russell, S. J., & Norvig, P. (2020). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson. <https://www.pearson.com/en-us/subject-catalog/p/artificial-intelligence-a-modern-approach/P200000007069>.
- Spiliotis, E. (2023). Time series forecasting with statistical, machine learning, and deep learning methods: Past, present, and future. In M. Hamoudia, S. Makridakis, & E. Spiliotis (Eds.), *Forecasting with artificial intelligence: Theory and applications*. Palgrave Macmillan. https://doi.org/10.1007/978-3-031-35879-1_3
- Strauss, A., & Corbin, J. (1998). *Basics of Qualitative Research: Techniques and Procedures for Developing Grounded Theory* (2nd ed.). Sage Publications. <https://searchworks.stanford.edu/view/4108076>.
- Susto, G. A., Schirru, A., Pampuri, S., McLoone, S., & Beghi, A. (2015). Machine learning for predictive maintenance: A multiple classifier approach. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 11(3), 812–820. <https://doi.org/10.1109/TII.2014.2349359>
- Wang, G., Gunasekaran, A., Ngai, E. W. T., & Papadopoulos, T. (2016). Big data analytics in logistics and supply chain management: Certain investigations for research and applications. *International Journal of Production Economics*, 176, 98–110. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2016.03.014>
- Waschneck, B., Reichstaller, A., Belzner, L., Altenmüller, T., Bauernhansl, T., Knapp, A., & Kyek, A. (2018). Optimization of global production scheduling with deep reinforcement learning. *Procedia CIRP*, 72, 1264–1269. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.03.212>
- Zhao, R., Yan, R., Chen, Z., Mao, K., Wang, P., & Gao, R. X. (2019). Deep learning and its applications to machine health monitoring. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 115, 213–237. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2018.05.050>

¹ Strauss & Corbin² Machine Learning³ Deep Learning⁴ Long Short-Term Memory (LSTM)⁵ Spiliotis⁶ Smart Manufacturing⁷ Kusiak⁸ Machine Vision⁹ Predictive Maintenance (PdM)¹⁰ Jan et al.¹¹ Peres et al.¹² Jagatheesaperumal et al¹³ Li et al.¹⁴ Farmanesh et al.¹⁵ Raj et al.¹⁶ Müller et al.¹⁷ Baryannis et al.¹⁸ Sequential Exploratory Design¹⁹ Structural Equation Modeling (SEM)²⁰ Partial Least Squares (PLS)²¹ Structural Equation Modeling (SEM)²² Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)²³ Covariance-Based Structural Equation Modeling (CB-SEM)²⁴ Composite Reliability²⁵ Average Variance Extracted²⁶ Bootstrapping²⁷ p-values²⁸ DeLone & McLean