Journal of Entrepreneurship Development

University of Tehran Press

Journal homepage: http://jed.ut.ac.ir

Online ISSN: 2676-4156

Artificial Intelligence in the Factory and Its Effect on Innovative Management

Salman Motevaseli
Department of Technology Management, Faculty of Management, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.
Orcid: 0000-0003-1996-6350
E-mail: s.motevaseli@iau.ac.ir

Behrooz Tahmashb Kazemi *
Department of Industrial Management, Invited Member, Tehran Central Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.
(Corresponding Author)
Orcid: 0000-0002-5867-1320
E-mail: b.tahmasebkazemi@iauctb.ac.ir

Mahdi Rajabioon
Department of Business, Customs and Entrepreneurship, Faculty of Management, Islamic Azad University, North Tehran Branch, Tehran, Iran.
Orcid: 0000-0001-6475-2082
E-mail: Mahdi.rajabiun@iau.ac.ir

ABSTRACT

Objective: This study aims to investigate the impact of artificial intelligence-based tools and technologies on innovation management in factories and industrial environments. In today's world, which is competitive and has dynamic markets, organizations are more successful that can quickly adapt to environmental changes and strengthen their innovation capacities. One of the main drivers of transformation in modern industries is artificial intelligence technology, which has the capability to analyze big data, learn from patterns, and provide intelligent solutions, and can play a role in all stages of the innovation process, from ideation and product development to process optimization and after-sales service. With the increasing complexity and speed of changes in the business environment, factories are seeking solutions that not only help improve efficiency and reduce costs but also strengthen organizational creativity and innovation. In this regard, artificial intelligence has been introduced as a powerful tool for realizing innovative management. This research specifically pursues three main objectives: (1) identifying the key areas of AI's impact on innovation management in industrial environments; (2) examining the relationship between managerial and technological factors affecting this process; and (3) presenting a comprehensive conceptual model to explain how AI influences innovation management in factories. The proposed model helps managers optimize their organization's innovative strategies by gaining a more precise understanding of the challenges, benefits, and success factors in the field of AI. Furthermore, this research attempts to bridge the gap between theoretical discussions about AI and empirical evidence regarding its concrete effects on production productivity, product quality, supply chain flexibility, workforce development, and ultimately the enhancement of innovative managerial capacities.

Method: This research is applied in terms of its objective and was conducted using a descriptive-survey method. The statistical population consisted of managers, experts, and specialists working in various industries in Iran who have practical experience in organizational innovation and digital technologies. To collect data, a standard questionnaire with confirmed validity and reliability was used. This questionnaire was distributed among and completed by 317 qualified individuals. In the data analysis phase, SPSS software was first used for descriptive analysis, and then SmartPLS software was used for structural equation modeling based on the partial least squares method (PLS-SEM). The PLS-SEM method was selected due to its ability to analyze complex causal relationships, its lack of strong dependence on data normality, and its suitability for applied research. To evaluate the validity of the final measurement and structural models, several indicators were examined: composite reliability (CR), Cronbach's alpha, convergent and discriminant validity, average variance extracted (AVE), and the coefficient of determination (R^2). Additionally, multicollinearity among latent variables was assessed using the variance inflation factor (VIF), and hypothesis testing was conducted using the bootstrapping method to calculate path coefficients and t-statistics. The ten main components extracted from the qualitative phase of the research—namely, industrial AI tools, cognitive supply chain, customer service delivery, production process robotization, data management, quality management, productivity optimization, production

sustainability improvement, flexibility enhancement, and workforce development—formed the core constructs of the structural model.

Results: The findings of this study show that artificial intelligence tools have very positive and significant effects on innovative management in industrial environments and factories. Among the most important of these effects are the dramatic improvement in the speed and accuracy of strategic and operational decision-making; faster and more precise identification of market needs and customer preferences; enhancement of human resource productivity through the automation of repetitive and time-consuming tasks; reduction of product development costs using predictive simulation and rapid prototyping; and more efficient resource allocation. In addition, the use of intelligent algorithms such as machine learning and reinforcement learning leads to a dramatic increase in the flexibility of production systems when facing demand fluctuations, supply chain disruptions, or custom orders. This flexibility has paved the way for faster and more agile innovation in product design and process reconfiguration. The coefficient of determination (R^2) of the model was calculated to be 31%, indicating the model's relatively favorable power in explaining changes in the dependent variables (i.e., different dimensions of innovative management). All relationships between independent and dependent variables were statistically significant, such that the t-values obtained from bootstrapping at a 5% error level were greater than the critical value of 1.96. The reliability of the constructs was also confirmed at an acceptable level; Cronbach's alpha values for all constructs were above 0.7, AVE values were above the minimum of 0.5, and composite reliability values were also above the recommended criteria. Discriminant validity was confirmed using the Fornell-Larcker criterion and the HTMT ratio, with all values falling within an acceptable range. Taken together, these results clearly show that the combination of smart technologies with creative and forward-looking management can be the driving engine of innovation in factories and can move them from traditional operational models toward adaptive, data-driven, and innovative systems.

Conclusion: The present study emphasizes the strategic role of artificial intelligence as one of the most important and transformative factors in contemporary innovation management. In today's industrial world, which is witnessing a transition from the fourth to the fifth industrial era, an era characterized by increasing connectivity, automation, and data-driven intelligence, organizations need to fundamentally rethink their traditional approaches in order to survive and remain competitive. The use of new technologies, especially artificial intelligence, is a necessary and feasible path to initiate and accelerate this transformation. The empirical results of this research show that the successful integration of artificial intelligence technology with prudent managerial policies can lead to increased flexibility, creativity, and the organization's ability to respond quickly to environmental changes. In addition, artificial intelligence strengthens the cognitive supply chain, enables data-driven quality control, improves production sustainability, and facilitates effective human-robot collaboration in industrial environments. These findings have important practical implications for managers and policymakers. Finally, it is strongly recommended that managers look at the issue of artificial intelligence and innovation with a strategic, forward-looking, and long-term perspective. Investment in AI infrastructure, digital skills development of the workforce, establishment of data governance frameworks, and formation of cross-functional innovation teams should be considered as one of the key strategic priorities, not merely a marginal technological upgrade. Future research should focus on longitudinal studies examining the long-term effects of AI adoption on various aspects of factory management, as well as comparative analyses across different industries.

Keywords: *Artificial Intelligence, Innovation Management, Structural Equation Modeling, Partial Least Squares, Data Analysis.*

Cite this article: Motevaseli, S., Tahmasb Kazemi, B., & Rajabiyoun, M. (2026). The role of artificial intelligence in factories and its impact on innovative management: A structural analysis. *Journal of Entrepreneurship Development*, 19(1), 172-198. DOI: https://doi.org/10.22059/jed.2025.393558.654514 (In Persian)

Received: 2025-05-05; **Revised:** 2025-11-16; **Accepted:** 2026-02-23 **Published online:** 2026-05-17
© The Author (s). **Article type:** Research **Publisher:** University of Tehran Press.
DOI: https://doi.org/ 10.22059/jed.2025.393558.654514

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

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

Conflict of Interest
The authors declare no conflict of interest.

توسعه کارآفرینی
انتشارات دانشگاه تهران
Journal homepage: http://jed.ut.ac.ir
شاپا الکترونیکی: ۲۶۷۶-۴۱۵۶

هوش‌مصنوعی در کارخانه و اثر آن بر مدیریت نوآورانه

سلمان متوسلی
گروه مدیریت تکنولوژی، دانشکده مدیریت، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.
ارکید: 0000-0003-1996-6350
رایانامه: s.motevaseli@iau.ac.ir

بهروز طهماسب کاظمی*
نویسنده مسئول، گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت، عضو مدعو دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز، تهران، ایران.
ارکید: 0000-0002-5867-1320
رایانامه: b.tahmasebkazemi@iauctb.ac.ir

مهدی رجبیون
گروه مدیریت بازرگانی، دانشکده مدیریت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکزی، تهران، ایران.
ارکید: 0000-0001-6475-2082
رایانامه: Mahdi.rajabiun@iau.ac.ir

چکیده

هدف: این پژوهش با هدف بررسی تأثیر ابزارها و فناوری‌های مبتنی بر هوش‌مصنوعی بر مدیریت نوآوری در کارخانه‌ها و محیط‌های صنعتی صورت گرفته است. در جهان امروز که فضایی رقابتی و بازارهایی پویا دارد، سازمان‌هایی موفق‌تر هستند که بتوانند به‌سرعت با تغییرات محیطی خود را سازگار کرده و ظرفیت‌های خود را در نوآوری تقویت نمایند. یکی از اصلی‌ترین پیشران‌های تحول در صنایع مدرن، فناوری هوش‌مصنوعی است که دارای قابلیت تحلیل داده‌های کلان، یادگیری از الگوها، و ارائه راهکارهای هوشمند است و می‌تواند در تمامی مراحل فرایند نوآوری، از ایده‌پردازی و توسعه محصول گرفته تا بهینه‌سازی فرآیندها و خدمات پس از فروش، نقش‌آفرینی کند. با افزایش پیچیدگی و سرعت تغییرات در محیط کسب‌وکار، کارخانه‌ها به دنبال راه‌حل‌هایی هستند که نه تنها به بهبود کارایی و کاهش هزینه‌ها کمک کنند، بلکه خلاقیت و نوآوری سازمانی را نیز تقویت نمایند. در این راستا، هوش‌مصنوعی به عنوان ابزاری قدرتمند برای تحقق مدیریت نوآورانه معرفی شده است. این پژوهش به طور مشخص سه هدف اصلی را دنبال می‌کند: (۱) شناسایی حوزه‌های کلیدی اثرگذاری هوش‌مصنوعی بر مدیریت نوآوری در محیط‌های صنعتی؛ (۲) بررسی رابطه میان عوامل مدیریتی و فناورانه مؤثر بر این فرایند؛ و (۳) ارائه یک مدل مفهومی جامع برای تبیین نحوه تأثیر هوش‌مصنوعی بر مدیریت نوآوری در کارخانه‌ها. مدل پیشنهادی به مدیران کمک می‌کند تا با شناخت دقیق‌تر از چالش‌ها، مزایا و عوامل موفقیت در حوزه هوش‌مصنوعی، استراتژی‌های نوآورانه سازمان خود را بهینه‌سازی کنند. همچنین، این پژوهش تلاش دارد تا شکاف میان بحث‌های نظری درباره هوش‌مصنوعی و شواهد تجربی مربوط به تأثیرات عینی آن بر بهره‌وری تولید، کیفیت محصول، انعطاف‌پذیری زنجیره تأمین، توسعه نیروی کار و در نهایت ارتقای ظرفیت‌های نوآورانه مدیریتی را پر کند.

روش: این تحقیق از نوع کاربردی بوده و با استفاده از روش توصیفی-پیمایشی انجام شده است. جامعه آماری شامل مدیران، کارشناسان و متخصصان شاغل در صنایع مختلف ایران است که در زمینه نوآوری سازمانی و فناوری‌های دیجیتال تجربه عملی دارند. برای جمع‌آوری داده‌ها، از یک پرسشنامه استاندارد با روایی و پایایی تأییدشده استفاده شد. این پرسشنامه در میان ۳۱۷ نفر از افراد واجد شرایط توزیع و تکمیل گردید. در مرحله تحلیل داده‌ها، ابتدا از نرم‌افزار SPSS برای تحلیل توصیفی استفاده شد و سپس نرم‌افزار SmartPLS برای مدل‌سازی معادلات ساختاری بر پایه روش حداقل مربعات جزئی (PLS-SEM) به کار گرفته شد. روش PLS-SEM به دلیل توانایی در تحلیل روابط پیچیده علی، عدم وابستگی شدید به نرمال بودن داده‌ها و مناسب بودن برای تحقیقات کاربردی انتخاب گردید. برای ارزیابی اعتبار مدل نهایی اندازه‌گیری و ساختاری، شاخص‌های متعددی مورد بررسی قرار گرفتند: پایایی ترکیبی (CR) ، آلفای کرونباخ، روایی همگرا و واگرا، میانگین واریانس استخراج‌شده (AVE) و ضریب تعیین (R^2). همچنین، هم‌خطی

چندگانه میان متغیرهای پنهان با استفاده از شاخص تورم واریانس (VIF) ارزیابی شد و آزمون فرضیه‌ها با استفاده از روش بوت‌استراپینگ برای محاسبه ضرایب مسیر و آماره t انجام گرفت. ده مؤلفه اصلی استخراج‌شده از مرحله کیفی پژوهش شامل ابزارهای هوش‌مصنوعی صنعتی، زنجیره تأمین شناختی، ارائه خدمات به مشتریان، رباتی‌سازی فرایند تولید، مدیریت داده، مدیریت کیفیت، بهینه‌سازی بهره‌وری، بهبود پایداری تولید، افزایش انعطاف‌پذیری و توسعه نیروی کار، سازه‌های اصلی مدل ساختاری را تشکیل دادند.

یافته‌ها: یافته‌های این تحقیق نشان می‌دهد که ابزارهای هوش‌مصنوعی تأثیرات بسیار مثبت و قابل‌توجهی بر مدیریت نوآورانه در محیط‌های صنعتی و کارخانه‌ها دارند. از جمله مهم‌ترین این اثرات می‌توان به بهبود چشمگیر سرعت و دقت تصمیم‌گیری‌های راهبردی و عملیاتی، شناسایی سریع‌تر و دقیق‌تر نیازهای بازار و ترجیحات مشتریان، ارتقاء بهره‌وری نیروی انسانی از طریق خودکارسازی وظایف تکراری و زمان‌بر، کاهش هزینه‌های توسعه محصول با استفاده از شبیه‌سازی پیش‌بینی‌کننده و نمونه‌سازی سریع، و تخصیص کارآمدتر منابع اشاره کرد. افزون بر این، استفاده از الگوریتم‌های هوشمند مانند یادگیری ماشین و یادگیری تقویتی، موجب افزایش چشمگیر انعطاف‌پذیری سیستم‌های تولیدی در مواجهه با نوسانات تقاضا، اختلالات زنجیره تأمین یا سفارش‌های سفارشی می‌شود. این انعطاف‌پذیری، زمینه‌ساز نوآوری سریع‌تر و چابک‌تر در طراحی محصولات و بازپیکربندی فرآیندها شده است. ضریب تعیین (R^2) مدل معادل ۳۱ درصد محاسبه شد که نشان‌دهنده توان نسبتاً مطلوب مدل در تبیین تغییرات متغیرهای وابسته (یعنی ابعاد مختلف مدیریت نوآورانه) است. تمامی روابط میان متغیرهای مستقل و وابسته از لحاظ آماری معنادار بودند، به طوری که مقادیر t حاصل از بوت‌استراپینگ در سطح خطای ۵ درصد از مقدار بحرانی ۹۶/۱ بزرگ‌تر بودند. پایایی سازه‌ها نیز در سطح قابل قبول تأیید شد؛ به طوری که مقادیر آلفای کرونباخ برای همه سازه‌ها بالاتر از ۷/۰، مقادیر AVE بالاتر از حداقل ۵/۰ و مقادیر پایایی ترکیبی نیز بالاتر از معیارهای توصیه‌شده بود. روایی واگرا با استفاده از معیار فورنل-لارکر و نسبت HTMT تأیید شد که تمامی مقادیر در دامنه قابل قبول قرار داشتند. در مجموع، این نتایج به وضوح نشان می‌دهد که ترکیب فناوری‌های هوشمند با مدیریت خلاقانه و آینده‌نگر می‌تواند موتور محرک نوآوری در کارخانه‌ها باشد و آن‌ها را از مدل‌های عملیاتی سنتی به سمت سیستم‌های تطبیقی‌پذیر، داده‌محور و نوآورانه سوق دهد.

نتیجه: پژوهش حاضر بر نقش راهبردی هوش‌مصنوعی به عنوان یکی از اصلی‌ترین و تحول‌آفرین‌ترین عوامل در مدیریت نوآوری معاصر تأکید دارد. در دنیای صنعتی امروز که شاهد گذار از عصر چهارم به عصر پنجم صنعتی هستیم، عصری که با افزایش اتصال‌پذیری، خودکارسازی و هوشمندی داده‌محور مشخص می‌شود، سازمان‌ها برای بقا و رقابت‌پذیری نیازمند بازاندیشی اساسی در رویکردهای سنتی خود هستند. استفاده از فناوری‌های نوین، به‌ویژه هوش مصنوعی، مسیری ضروری و شدنی برای آغاز و شتاب‌بخشی به این تحول است. نتایج تجربی این پژوهش نشان می‌دهد که ادغام موفق فناوری هوش‌مصنوعی با سیاست‌های مدیریتی مدبرانه می‌تواند منجر به افزایش انعطاف‌پذیری، خلاقیت و توان پاسخگویی سریع سازمان به تغییرات محیطی شود. افزون بر این، هوش‌مصنوعی زنجیره تأمین شناختی را تقویت می‌کند، کنترل کیفیت داده‌محور را امکان‌پذیر می‌سازد، پایداری تولید را بهبود می‌بخشد و همکاری مؤثر انسان و ربات را در محیط‌های صنعتی تسهیل می‌کند. این یافته‌ها دلالت‌های عملی مهمی برای مدیران و سیاست‌گذاران دارد. در پایان، به شدت توصیه می‌شود که مدیران با نگاهی استراتژیک، آینده‌نگر و بلندمدت به موضوع هوش‌مصنوعی و نوآوری نگاه کنند. سرمایه‌گذاری در زیرساخت‌های هوش مصنوعی، توسعه مهارت‌های دیجیتال نیروی کار، ایجاد چارچوب‌های حاکمیت داده و تشکیل تیم‌های نوآوری میان‌وظیفه‌ای باید به عنوان یکی از اولویت‌های کلیدی راهبردی در نظر گرفته شوند، نه صرفاً یک ارتقاء فناورانه حاشیه‌ای. پژوهش‌های آتی باید بر مطالعات طولی با بررسی اثرات بلندمدت پذیرش هوش‌مصنوعی بر جنبه‌های مختلف مدیریت کارخانه و نیز تحلیل‌های تطبیقی میان صنایع مختلف متمرکز شوند.

کلیدواژه‌ها: *هوش‌مصنوعی، مدیریت نوآوری، مدل معادلات ساختاری، حداقل مربعات جزئی، تحلیل داده‌ها*

استناد به این مقاله: متوسلی، سلمان؛ طهماسب کاظمی، بهروز و رجبیون، مهدی. (۱۴۰۵). نقش هوش‌مصنوعی در کارخانه‌ها و تأثیر آن بر مدیریت نوآورانه: یک تحلیل ساختاری. *توسعه کارآفرینی*، ۱۹ (۱)، ۱۹۸-۱۷۲. https://doi.org/ 10.22059/jed.2025.393558.654514

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۷/۱۳؛ **تاریخ بازنگری:** ۱۴۰۴/۰۸/۲۵؛ **تاریخ پذیرش:** ۱۴۰۴/۱۱/۲۰؛ **تاریخ انتشار:** ۱۴۰۵/۰۲/۲۷

© نویسندگان. **نوع مقاله:** پژوهشی **ناشر:** مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

https://jed.ut.ac.ir/

https://jed.ut.ac.ir/

۱. مقدمه

در عصر حاضر، فناوری‌های پیشرفته مانند هوش‌مصنوعی (AI) نقش کلیدی در تحولات صنعتی ایفا می‌کنند. هوش‌مصنوعی به‌عنوان یکی از بزرگ‌ترین دستاوردهای تکنولوژی مدرن، به شکلی گسترده در صنایع مختلف مورد استفاده قرار گرفته و باعث ایجاد تحولاتی عمیق در فرآیندها، ساختارها و استراتژی‌های سازمانی شده است. با افزایش پیچیدگی و سرعت تغییرات در محیط کسب‌وکار، کارخانه‌ها به دنبال راه‌حل‌هایی هستند که نه تنها به بهبود کارایی و کاهش هزینه‌ها کمک کنند، بلکه نوآوری و خلاقیت سازمانی را نیز تقویت نمایند (رینجولفسون و مک‌آفی، ۲۰۱۴؛ فرناندز و همکاران، ۲۰۲۲)[1] هوش‌مصنوعی از عناوینی همچون تحلیل داده‌های کلان[2] یادگیری از الگوها و پیش‌بینی روندهای آینده بهره می‌برد و برای تحقق مدیریت نوآورانه به عنوان یک ابزار قدرتمند معرفی می‌شود. این فناوری می‌تواند در زمینه‌هایی مانند بهینه‌سازی زنجیره تأمین، افزایش بهره‌وری تولید، بهبود کیفیت محصولات و ارائه خدمات بهتر به مشتریان، تأثیری چشمگیر داشته باشد (هرشبرگ و منینگ، ۲۰۱۵).[3]

در این پژوهش، تلاش شده است تا با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته مدل‌سازی معادلات ساختاری (SEM)[4] و تحلیل داده‌ها به کمک نرم‌افزارهای SPSS و SmartPLS، تأثیر هوش‌مصنوعی بر مدیریت نوآوری در کارخانه‌ها بررسی شود. این تحقیق نه تنها به شناسایی حوزه‌های تأثیر هوش‌مصنوعی بر مدیریت نوآوری می‌پردازد، بلکه روابط علّی و معلولی بین این عوامل را نیز تحلیل می‌کند. یافته‌های این پژوهش می‌تواند برای مدیران، کارشناسان صنعتی و پژوهشگران حوزه مدیریت نوآوری، راهنمایی‌های عملی و نظری ارزشمندی فراهم کند و به آن‌ها در درک بهتر فرصت‌ها و چالش‌های مرتبط با به کارگیری هوش‌مصنوعی کمک نماید.

این تحقیق با توجه به ضرورت انطباق کارخانه‌ها با تحولات سریع فناوری و لزوم به کارگیری ابزارهای پیشرفته در مدیریت نوآوری، در پی ارائه یک مدل جامع برای درک بهتر تأثیر هوش‌مصنوعی بر نوآوری در فرآیندهای صنعتی است. در ادامه، ضمن تشریح روش‌شناسی تحقیق، داده‌های جمع‌آوری‌شده و یافته‌های حاصل از تحلیل آن‌ها ارائه و بحث خواهد شد.

۲. مروری بر مبانی نظری و پیشینه پژوهش

۱. مفاهیم و تعاریف مرتبط با هوش‌مصنوعی در صنعت: هوش‌مصنوعی (AI) به سیستم‌ها یا ماشین‌هایی اشاره دارد که توانایی انجام وظایفی مشابه هوش انسانی مانند یادگیری، تصمیم‌گیری و حل مسئله را دارند (کورتلینگ و همکاران، ۲۰۲۱؛ راسل و نورویگ، ۲۰۱۶)[5] در زمینه صنایع تولیدی، AI شامل استفاده از فناوری‌هایی یادگیری ماشین،[6] یادگیری عمیق،[7] پردازش زبان طبیعی و بینایی کامپیوتری[8] است که به بهینه‌سازی فرآیندها، کاهش هزینه‌ها و افزایش کیفیت

1 Brynjolfsson & McAfee - Fernandes et al.
2 Big data analysis
3 Hirschberg & Manning
4 Structural Equation Model
5 Korteling et al - Russell & Norvig
6 Machine learning
7 Deep learning
8 Natural language processing and computer vision

تولید کمک می‌کند (کلیر، ۲۰۱۹).[۱] اصطلاح "کارخانه هوشمند"[۲] یا "تولید هوشمند"[۳] نیز به عنوان چارچوبی برای استفاده از AI تعریف شده است. کارخانه هوشمند به محیطی اشاره دارد که در آن فناوری‌های AI و اینترنت اشیاء (IoT)[۴] برای جمع‌آوری و تحلیل داده‌ها، اتخاذ تصمیم‌های بلادرنگ و مدیریت خودکار فرآیندها مورد استفاده قرار می‌گیرد (کوسیاک، ۲۰۱۸؛ اوستریدر و همکاران، ۲۰۲۰)[۵].

۲. هوش‌مصنوعی و مدیریت نوآورانه: نوآوری عامل کلیدی در رقابت‌پذیری و موفقیت صنایع است. مدیریت نوآورانه به معنای استفاده از فناوری و رویکردهای جدید برای بهبود فرآیندها، محصولات و خدمات است (دراکر و ماسیاریلو، ۲۰۱۴؛ سودیرجو، ۲۰۲۳)[۶] تحقیقات نشان داده‌اند که هوش‌مصنوعی می‌تواند نقش مهمی در تسهیل مدیریت نوآورانه داشته باشد. استفاده از AI به مدیران امکان می‌دهد تا فرآیندهای تولید را بهتر نظارت کنند، کیفیت محصولات را تضمین کنند و تصمیم‌های استراتژیک دقیق‌تری بگیرند (جاوید و همکاران، ۲۰۲۲)[۷]. هوش‌مصنوعی سه نقش اصلی در مدیریت نوآورانه ایفا می‌کند:

- اتوماسیون فرآیندها:[۸] کاهش زمان و هزینه‌های مرتبط با عملیات تولید.
- توسعه بینش‌ها:[۹] تجزیه و تحلیل داده‌های بزرگ برای پیش‌بینی روندها و بهبود فرآیندهای تصمیم‌گیری.
- تعامل هوشمند:[۱۰] استفاده از سیستم‌های پاسخ‌دهی خودکار برای بهبود تجربه مشتری(داونپورت و رونانکی، ۲۰۱۸).[۱۱]

۳. ابزارها و فناوری‌های هوش‌مصنوعی در کارخانه‌ها: مطالعات پیشین ابزارهای مختلف هوش‌مصنوعی در صنایع تولیدی را بررسی کرده‌اند:

- ابزارهای مبتنی بر قوانین: سیستم‌های خبره که با استفاده از مجموعه قوانین از پیش تعیین‌شده تصمیم‌گیری می کنند. این ابزارها به‌ویژه در پیش‌بینی خرابی ماشین‌آلات و مدیریت کیفیت کاربرد دارند (فیگنباوم، ۱۹۷۷)[۱۲]
- یادگیری ماشین و یادگیری تقویتی: الگوریتم‌هایی که از داده‌ها برای یادگیری و بهینه‌سازی استفاده می‌کنند (ساتون و بارتو، ۱۹۹۸)[۱۳]
- پردازش زبان طبیعی و سیستم‌های پاسخ‌دهی هوشمند: تسهیل تعامل بین انسان و ماشین برای افزایش بهره‌وری در محیط‌های کاری (هرشبرگ و منینگ، ۲۰۱۵؛ شاه و همکاران، ۲۰۲۳)[۱۴] مطالعات نشان داده‌اند که استفاده از این ابزارها

1 Kelleher
2 Smart factory
3 Smart production
4 Internet of Things
5 Kusiak - Osterrieder et al
6 Drucker & Maciariello - Sudirjo
7 Javaid et al
8 Automation of processes
9 Developing insights
10 Intelligent interaction
11 Davenport & Ronanki
12 Feigenbaum
13 Sutton & Barto
14 Shah et al.

https://jed.ut.ac.ir/

https://jed.ut.ac.ir/

می‌تواند به کاهش هزینه‌های تولید، بهبود کیفیت و افزایش انعطاف‌پذیری کمک کند (برینجولفسون و مک‌آفی، ۲۰۱۴؛ کوسیاک، ۲۰۱۸).[1]

۳. مدیریت کیفیت و بهینه‌سازی فرآیندها: یکی از جنبه‌های کلیدی در کاربرد هوش‌مصنوعی در صنایع، بهبود مدیریت کیفیت و بهینه‌سازی فرآیندهای تولید است. تحقیقات نشان داده‌اند که هوش‌مصنوعی می‌تواند از طریق داده‌کاوی، شناسایی الگوهای خرابی و ارائه پیش‌بینی‌های دقیق، به کاهش خطاهای انسانی و افزایش کیفیت محصولات کمک کنند (روسمن و همکاران، ۲۰۱۶).[2]

۴. به‌عنوان مثال، بازرسی خودکار[3] مبتنی بر بینایی کامپیوتری و استفاده از الگوریتم‌های تحلیل داده، امکان شناسایی دقیق نقص‌ها را فراهم می‌آورد.

۵. هوش‌مصنوعی و پایداری محیط‌زیست: تحقیقات جدید نشان می‌دهند که هوش‌مصنوعی می‌تواند به پایداری محیط‌زیست در صنایع کمک کند. الگوریتم‌های هوشمند می‌توانند مصرف انرژی و منابع را بهینه کرده و میزان انتشار آلاینده‌ها را کاهش دهند (برینجولفسون و مک‌آفی، ۲۰۱۷).

۶. این رویکردها می‌توانند به کارخانه‌ها کمک کنند تا به اهداف پایداری خود دست یابند و تأثیرات منفی زیست‌محیطی را کاهش دهند.

۷. تعامل انسان و ربات در محیط‌های صنعتی: استفاده از ربات‌های هوشمند در کارخانه‌ها یکی از موضوعات مهم در ادبیات تحقیق است. بااین‌حال، تعامل مؤثر بین انسان و ربات همچنان چالش‌برانگیز است. تحقیقات نشان می‌دهند که توسعه مهارت‌های نیروی کار و ایجاد همکاری مؤثر بین انسان و ربات، می‌تواند به افزایش بهره‌وری و کاهش مقاومت کارکنان کمک کند (سیموئز و همکاران، ۲۰۲۲).[4]

۸. مدل‌سازی معادلات ساختاری (Structural Equation Modeling) یا SEM یک تکنیک آماری پیشرفته است که برای تحلیل روابط پیچیده بین متغیرهای مشاهده‌شده و متغیرهای پنهان استفاده می‌شود. این روش ترکیبی از تحلیل عاملی تأییدی (CFA)[5] و مدل‌های رگرسیونی است و به محققان امکان می‌دهد تا همزمان روابط علی و همبستگی میان متغیرها را بررسی کنند. SEMشامل دو بخش اصلی است: مدل اندازه‌گیری که روابط بین متغیرهای مشاهده‌شده و پنهان را مشخص می‌کند و مدل ساختاری که روابط علی میان متغیرهای پنهان را تحلیل می‌کند. این روش در علوم‌اجتماعی، روان‌شناسی، بازاریابی و سایر حوزه‌ها برای آزمون فرضیه‌های نظری و ساخت مدل‌های پیچیده به کار می‌رود (بایرن، ۲۰۱۰).[6]

1Kusiak
2Rüßmann et al.
3Automatic inspection
4Simões et al.
5Confirmatory Factor Analysis
6Byrne

مولفه‌های ده‌گانه ابزارهای هوش‌مصنوعی صنعتی،[1] زنجیره تأمین شناختی،[2] ارائه خدمات به مشتریان،[3] رباتی‌سازی فرآیند تولید،[4] مدیریت داده،[5] مدیریت کیفیت،[6] بهینه‌سازی بهره‌وری،[7] بهبود پایداری تولید،[8] افزایش انعطاف‌پذیری[9] و توسعه نیروی کار[10] حاصل انجام پژوهش کیفی است که پیشتر در مقاله نقش هوش‌مصنوعی در کارخانه‌ها و تأثیر آن بر مدیریت نوآورانه: یک تحلیل ساختاری (متوسلی و همکاران ۱۴۰۳) مورد اشاره و تحلیل قرار گرفته است.

۳. روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر، از منظر هدف، کاربردی بوده و با هدف دستیابی به جامعیت و دقت بالا در تحلیل داده‌ها و ارائه نتایج طراحی شده است. روش‌شناسی پژوهش بر رویکرد کمی استوار است و از مدل‌سازی معادلات ساختاری (SEM) با بهره‌گیری از تکنیک حداقل مربعات جزئی (PLS) برای تحلیل داده‌ها و آزمون فرضیه‌ها استفاده شده است. این رویکرد امکان بررسی روابط پیچیده میان متغیرها را با دقت و اعتبار بالا فراهم کرده است.

۱،۳. تحلیل مربعات جزئی

تجزیه و تحلیل داده‌ها فرایندی چند مرحله‌ای است که طی آن داده‌هایی که به طرق مختلف جمع‌آوری شده‌اند؛ خلاصه، دسته‌بندی و در نهایت پردازش می‌شوند تا زمینه برقراری انواع تحلیل‌ها و ارتباط بین داده‌ها به منظور آزمون فرضیه‌ها فراهم آید. این پژوهش براساس اطلاعات جمع‌آوری شده با استفاده از پرسشنامه در جامعه آماری مدیران، کارشناسان در کارخانه‌ها انجام شده است. روش مورد استفاده معادلات ساختاری و تحلیل مسیر در نرم‌افزارهای SPSS و SmartPLS می باشد. در ادامه ابتدا به منظور کسب شناخت بیشتر درباره جامعه آماری و متغیرهای مورد مطالعه، خلاصه‌ای از آمار توصیفی متغیرهای تحقیق ارائه می‌گردد. سپس بر اساس طبقه‌بندی صورت گرفته در خصوص فرضیه‌های تحقیق، به گزارش آزمون فرضیه‌ها و تجزیه و تحلیل نتایج حاصل پرداخته می‌شود (لگینا، ۲۰۱۵).[11]

۲،۳. جامعه آماری

جامعه آماری این پژوهش شامل مدیران، کارشناسان و متخصصان فعال در کارخانه‌ها است. این افراد دارای دانش و تجربه کافی در زمینه مدیریت صنعتی و فناوری اطلاعات بوده و به‌طور مستقیم با موضوعات مرتبط با هوش‌مصنوعی و نوآوری درگیر هستند. معیارهای انتخاب خبرگان شامل:

- حداقل مدرک کارشناسی ارشد در زمینه مدیریت صنعتی یا فناوری اطلاعات.
- حداقل ۱۰ سال سابقه کاری در حوزه صنعت و فناوری.
- داشتن حداقل ۵ سال سابقه مدیریت در صنایع مرتبط.

1 Industrial artificial intelligence tools
2 Cognitive supply chain
3 Provide customer service
4 Robotization of the production process
5 Data management
6 Quality management
7 Productivity optimization
8 Improving the sustainability of production
9 Increase resistance
10 Workforce development
11 Leguina

https://jed.ut.ac.ir/

https://jed.ut.ac.ir/

برای جمع‌آوری داده‌های کمی، ۳۱۷ پرسشنامه به‌صورت تصادفی بین افراد جامعه آماری توزیع شد. پاسخ‌دهندگان بر اساس ویژگی‌های جمعیت‌شناختی مختلف از جمله سن، جنسیت، میزان تحصیلات و تجربه کاری انتخاب شدند.

۳,۳. ابزار گردآوری داده‌ها

برای جمع‌آوری داده‌ها، از دو روش کتابخانه‌ای و میدانی استفاده شد:

۱. روش کتابخانه‌ای: برای مرور ادبیات تحقیق و شناسایی مبانی نظری مرتبط با موضوع، از مقالات علمی، کتب تخصصی و گزارش‌های معتبر استفاده شد.

۲. روش میدانی: داده‌های کمی از طریق پرسشنامه استاندارد جمع‌آوری شد. این پرسشنامه شامل بخش‌هایی برای بررسی متغیرهای اصلی پژوهش مانند ابزارهای هوش‌مصنوعی، زنجیره تأمین شناختی، رباتیک در تولید، مدیریت داده و کیفیت بود. همچنین، از مصاحبه‌های عمیق و نیمه‌ساختاریافته در مرحله کیفی برای استخراج داده‌های اولیه استفاده شد.

۴,۳. روایی و پایایی ابزارها

- روایی پرسشنامه: برای اطمینان از روایی پرسشنامه، از روایی همگرا و واگرا استفاده شد. میانگین واریانس استخراج‌شده (AVE) برای تمامی متغیرها بالاتر از ۰,۵ بود، که نشان‌دهنده روایی همگرای قابل قبول است. همچنین، روایی واگرا با استفاده از معیارهای فورنل-لارکر و HTMT تأیید شد (عبدالحمید و همکاران، ۲۰۱۷[1]).
- پایایی پرسشنامه: پایایی ابزار تحقیق با استفاده از آلفای کرونباخ و پایایی مرکب (CR) ارزیابی شد (پترسون و کیم، ۲۰۱۳[2]).
- مقادیر آلفای کرونباخ برای تمامی متغیرها بالاتر از ۰,۷ بود که نشان‌دهنده پایایی مناسب ابزار است.

از شاخص‌های آمار توصیفی برای بررسی ویژگی‌های دموگرافیک پاسخ‌دهندگان استفاده شده است. فراوانی پاسخ دهندگان براساس جنسیت، سن، میزان تحصیلات و تجربه کاری مورد بررسی قرار گرفته است و نمودارهای مربوط ترسیم شده است.

۵,۳. مشخصات دموگرافیک جامعه آماری

- جنسیت

۱۷۴ نفر از ۳۱۷ نفر یعنی ۵۵٪ از پاسخ دهندگان مرد هستند و ۱۴۳ نفر زن می باشند.

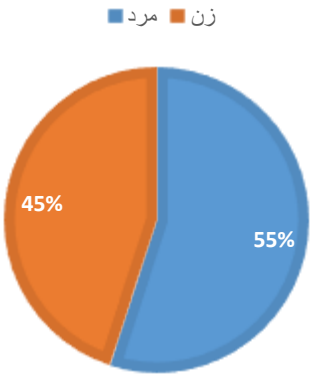
جدول ۱. فراوانی پاسخ دهندگان براساس جنسیت

Table 1. Frequency of respondents by gender

جنسیت	فراوانی	درصد
مرد	174	55
زن	143	45
کل	317	100/00

1Ab Hamid et al
2Peterson & Kim

https://jed.ut.ac.ir/



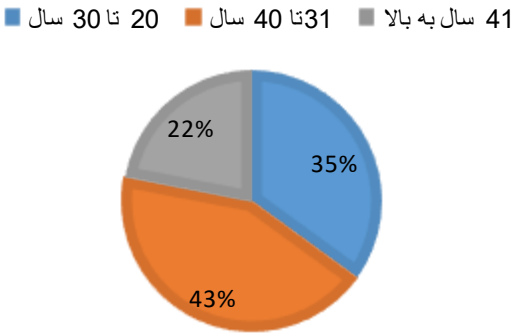
نمودار ۱. نمودار فراوانی پاسخ دهندگان براساس جنسیت
Chart 1. Frequency chart of respondents by gender

- سن

۱۱۱ نفر از پاسخ دهندگان ۲۰ تا ۳۰ سال سن دارند. ۱۳۶ نفر از پاسخ دهندگان ۳۱تا ۴۰ سال سن دارند و ۴۳٪ از حجم نمونه را به خود اختصاص داده اند ۷۰ نفر ۴۱سال به بالا سن دارند.

جدول ۲: فراوانی پاسخ دهندگان براساس سن
Table 2. Frequency of respondents by age

سن	فراوانی	درصد
۲۰ تا ۳۰ سال	111	35
۳۱تا ۴۰سال	136	43
۴۱سال به بالا	70	22
کل	317	100/00



نمودار ۲. نمودار فراوانی پاسخ دهندگان براساس سن
Chart 2. Frequency chart of respondents by age

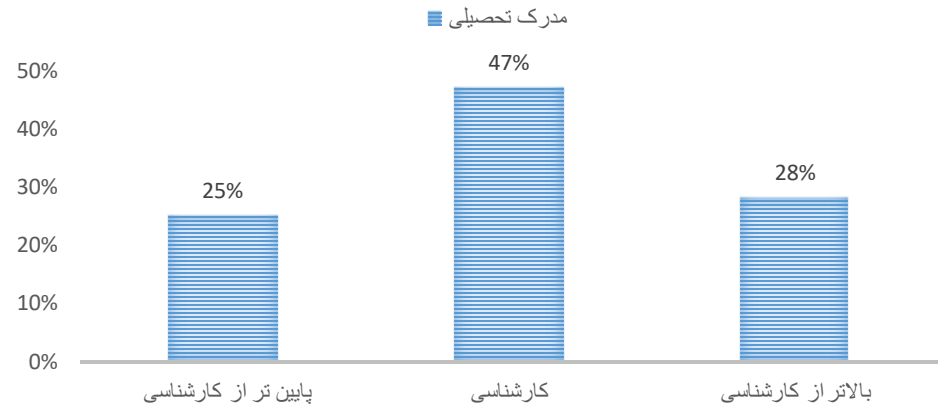
https://jed.ut.ac.ir/

- مدرک تحصیلی

تعداد ۷۹ نفر از پاسخ‌دهندگان یعنی ۲۵٪ افراد مدرک تحصیلی پایین تر از کارشناسی دارند. ۴۷٪ افراد دارای مدرک کارشناسی هستند. افراد دارای مدرک تحصیلی کارشناسی ارشد یا بالاتر ۸۹ نفر حدود ۲۸٪ حجم نمونه را تشکیل می دهند.

جدول ۳. فراوانی پاسخ دهندگان براساس تحصیلات
Table 3. Frequency of respondents by education level

تحصیلات	فراوانی	درصد
پایین تر از کارشناسی	79	25
کارشناسی	149	47
بالاتر از کارشناسی	89	28
کل	317	100/00



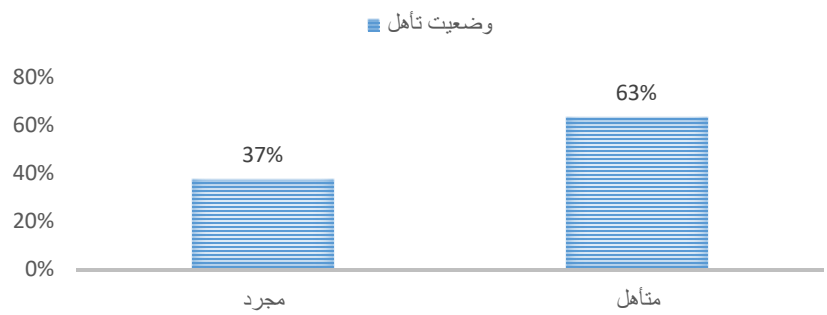
نمودار ۳. نمودار فراوانی پاسخ دهندگان براساس مدرک تحصیلی
Chart 3. Frequency chart of respondents by educational degree

-وضعیت تأهل

۳۷٪ افراد یعنی ۱۱۷ نفر مجرد و ۲۰۰ نفر نیز متأهل هستند.

جدول ۴. فراوانی پاسخ دهندگان براساس وضعیت تأهل
Table 4. Frequency of respondents by marital status

تجربه کاری	فراوانی	درصد
مجرد	117	37
متأهل	200	63
کل	317	100/00



نمودار ۴. نمودار فراوانی پاسخ دهندگان براساس وضعیت تأهل
Chart 4. Frequency chart of respondents by marital status

۶,۳. روش‌های تحلیل داده‌ها

در بخش کمی، داده‌ها با استفاده از نرم‌افزارهای SPSS و SmartPLS تحلیل شدند. روش حداقل مربعات جزئی (PLS) برای بررسی روابط بین متغیرهای پنهان و متغیرهای آشکار مورد استفاده قرار گرفت (لوری و گاسکین، ۲۰۱۴).[1] این روش به دلیل عدم وابستگی به توزیع نرمال داده‌ها و توانایی مدیریت نمونه‌های کوچک، انتخاب شد. همچنین به منظور ارزیابی برازش مدل تحقیق، از معیارهای مختلفی استفاده شد:

- ضریب تعیین (R^2): این شاخص نشان‌دهنده میزان تغییرات متغیرهای وابسته است که توسط متغیرهای مستقل تبیین می‌شود (چیکو و همکاران، ۲۰۲۱)[2] مقادیر R^2 برای سازه‌های درون‌زا در این پژوهش بین ۰,۲۵ (ضعیف) تا ۰,۵۰ (متوسط) بوده و برازش مناسبی را نشان داد.
- معیار فورنل–لارکر و HTMT:[3] این معیارها برای بررسی روایی واگرا استفاده شدند (عبدالحمید و همکاران، ۲۰۱۷) تمامی مقادیر در محدوده قابل قبول بودند و مدل از روایی واگرای مناسبی برخوردار است.

۷,۳. مراحل تحلیل

۱. تحلیل داده‌های جمعیت‌شناختی: ابتدا داده‌های جمع‌آوری‌شده در بخش توصیفی مورد تحلیل قرار گرفت و ویژگی‌های دموگرافیک پاسخ‌دهندگان بررسی شد.

۲. بررسی روابط علّی: با استفاده از نرم‌افزارSmartPLS، روابط علّی بین متغیرهای اصلی تحقیق تحلیل شد.

۳. آزمون فرضیه‌ها: تمامی فرضیه‌ها با استفاده از تکنیک بوت‌استراپینگ مورد بررسی قرار گرفتند. ضرایب مسیر و مقادیر T برای تعیین معناداری روابط استفاده شدند.

این رویکرد سیستماتیک در طراحی و اجرای پژوهش، تضمین می‌کند که نتایج حاصل از تحلیل‌ها، از اعتبار و قابلیت تعمیم‌پذیری بالایی برخوردار باشند. در ادامه، یافته‌ها و تحلیل نتایج به تفصیل ارائه خواهند شد.

1Lowry & Gaskin
2Chicco et al
3Heterotrait-Monotrait Ratio

https://jed.ut.ac.ir/

https://jed.ut.ac.ir/

۴. یافته‌ها

در این بخش، یافته‌های پژوهش حاصل از تحلیل داده‌های پژوهش ارائه می‌شود. تحلیل داده‌ها در دو بخش آمار توصیفی و آمار استنباطی انجام شده است. بخش آمار توصیفی به بررسی ویژگی‌های جمعیت‌شناختی نمونه پژوهش و تحلیل توصیفی متغیرهای تحقیق اختصاص دارد، در حالی که بخش آمار استنباطی به تحلیل روابط بین متغیرها و آزمون فرضیه‌های پژوهش پرداخته است. همچنین، برای بررسی برازش مدل پژوهش از روش حداقل مربعات جزئی (PLS) استفاده شده است.

آمار توصیفی (تحلیل توصیفی سازه‌های پژوهش)

به طور کلی، روش‌هایی را که به وسیله آنها می‌توان اطلاعات جمع‌آوری شده را پردازش کرده و خلاصه نمود، آمار توصیفی می‌نامند. این نوع آمار صرفاً به توصیف جامعه یا نمونه می‌پردازد و هدف از آن محاسبه پارامترهای جامعه یا نمونه تحقیق است. در بخش آمار توصیفی، تجزیه و تحلیل داده‌ها با استفاده از شاخص‌های مرکزی همچون میانگین و شاخص های پراکندگی انحراف معیار، دامنه تغییرات، کمینه و بیشینه انجام پذیرفته است (کائور و همکاران، ۲۰۱۸).[1]

جدول ۵. آمار توصیفی متغیرهای تحقیق

Table 5. Descriptive statistics of the research variables

متغیرها	دامنه	کمترین	بیشترین	میانگین	انحراف معیار
ابزارهای هوش‌مصنوعی صنعتی	2.67	2.33	5	4.208	0.462
زنجیره تأمین شناختی	3.50	1.50	5	3.903	0.574
ارائه خدمات به مشتریان	3.33	1.67	5	3.712	0.710
رباتی سازی فرایند تولید	3.75	1.25	5	3.874	0.627
مدیریت داده	4	1	5	3.877	0.537
مدیریت کیفیت	4	1	5	3.875	0.532
بهینه سازی بهره وری	4	1	5	3.833	0.608
بهبود پایداری تولید	4	1	5	3.870	0.573
افزایش انعطاف پذیری	3	2	5	3.814	0.601
توسعه نیروی کار	2.25	2.75	5	3.914	0.472

ابزارهای هوش‌مصنوعی صنعتی دارای میانگین ۳/۴۸۸ و انحراف معیار ۰/۷۳۵ است. دامنه تغییرات نیز براساس کمینه و بیشینه۳ نشان داده شده است. آمار توصیفی دیگر متغیرها نیز در جدول بیان شده است.

آمار استنباطی

از آنجاییکه آنالیز PLS از رگرسیون خطی مشتق شده است، بنابراین فروض مربوط به داده ها در رگرسیون باید در این رویکرد نیز مورد بررسی قرار گیرد.

بررسی هم‌خطی چندگانه

قبل از ارزیابی روابط ساختاری، هم خطی می‌بایستی بررسی شود تا مطمئن شویم نتایج تخمین مدل بدون تورش می‌باشد. در آمار، عامل تورم واریانس، شدت هم‌خطی چندگانه را در تحلیل رگرسیون کمترین مربعات معمولی ارزیابی

1Kaur et al

می‌کند. شدت همخطی چندگانه را با بررسی بزرگی مقدار VIF می‌توان تحلیل نمود. در واقع این شاخص بیان می‌دارد چه مقدار از تغییرات مربوط به ضرایب برآورد شده بابت هم‌خطی افزایش یافته است. چنانچه مقدار VIF بزرگتر از ۵ باشد، سطح تورم بحرانی است و مقدار ایده ال برای VIF مقدار ۳ و کمتر از آن می باشد (ماریل، ۲۰۰۴[1]).

جدول ۶. آزمون هم خطی چندگانه (VIF)
Table 6. Multicollinearity test (VIF)

متغیر	VIF
ابزارهای هوش‌مصنوعی صنعتی	1/192
زنجیره تأمین شناختی	2/20
ارائه خدمات به مشتریان	2/211
رباتی سازی فرایند تولید	1/186
مدیریت داده	2/736
مدیریت کیفیت	2/170
بهینه سازی بهره وری	2/388
بهبود پایداری تولید	1/176
افزایش انعطاف پذیری	1/109
توسعه نیروی کار	1/226

طبق نتایج جدول ۶، مقدار VIF مولفه‌های تحقیق کمتر از ۳ به دست آمده است. بنابراین مولفه های تحقیق هم‌خطی ندارند.

تکنیک حداقل مربعات جزئی و آزمون فرضیه‌های تحقیق

در پژوهش حاضر از روشهای مدل سازی معادلات ساختاری یعنی روش کمترین مجذورات جزئی(PLS) برای آزمون الگوی اندازه‌گیری و فرضیه‌های پژوهش استفاده شده است. نرم افزار PLS وابستگی کمتر به حجم نمونه، بی‌نیازی به نرمال بودن داده‌ها و تمرکز بر بیشینه‌سازی واریانس دارد که این روش جدید برخلاف نرم‌افزارهای لیزرل و آموس برای کاربردهای واقعی مناسب تر است (اسپوزیتو وینزی و روسولیو، ۲۰۱۳[2]).

هریک از فرضیه‌های تحقیق به تفکیک با استفاده از تکنیک حداقل مربعات جزئی مورد تجزیه‌وتحلیل قرار گرفته‌اند. همچنین در نهایت مدل کلی تحقیق نیز با استفاده از همین تکنیک به بته آزمون قرار داده شده است. در تکنیک حداقل مربعات جزئی چند نکته از اهمیت بسیار زیادی برخوردار است:

۱- قدرت رابطه بین عامل (متغیر پنهان) و متغیر قابل مشاهده بوسیله بار عاملی نشان داده می‌شود. مقدار بار عاملی مقداری بین صفر و یک است. در مدل اندازه گیری در حالت استاندارد اگر مقدار بار عاملی میان یک سوال و بعد مربوط کمتر از ۰,۴ شود، باید آن شاخص (سوال پرسشنامه) را از مدل حذف کرد و طبق نظر هِر و همکاران (۲۰۱۳)

1Marill
2Esposito Vinzi & Russolillo

https://jed.ut.ac.ir/

https://jed.ut.ac.ir/

سوالات با بارعاملی بین ۳.۰ و ۰,۷ نیز می بایست برای حذف شدن مورد بررسی قرار گیرند و مقدار آستانه برای بار عاملی ۰,۷ و بالاتر می باشد (یونگ و پیرس، ۲۰۱۳[1]).

۲- زمانی‌که همبستگی متغیرها شناسائی گردید باید آزمون معناداری صورت گیرد. برای بررسی معناداری همبستگی‌های مشاهده شده از روش‌های خودگردان سازی (بوت استراپ) و یا برش متقاطع جک نایف استفاده می‌شود. در این مطالعه از روش خودگردان سازی استفاده شده است که آماره t را به دست می‌دهد. در سطح خطای ۵٪ اگر مقدار آماره بوت استراپینگ t-value بزرگتر از ۱/۹۶ باشد همبستگی‌های مشاهده شده معنادار است (سهینلر و توپوز، ۲۰۰۷[2])

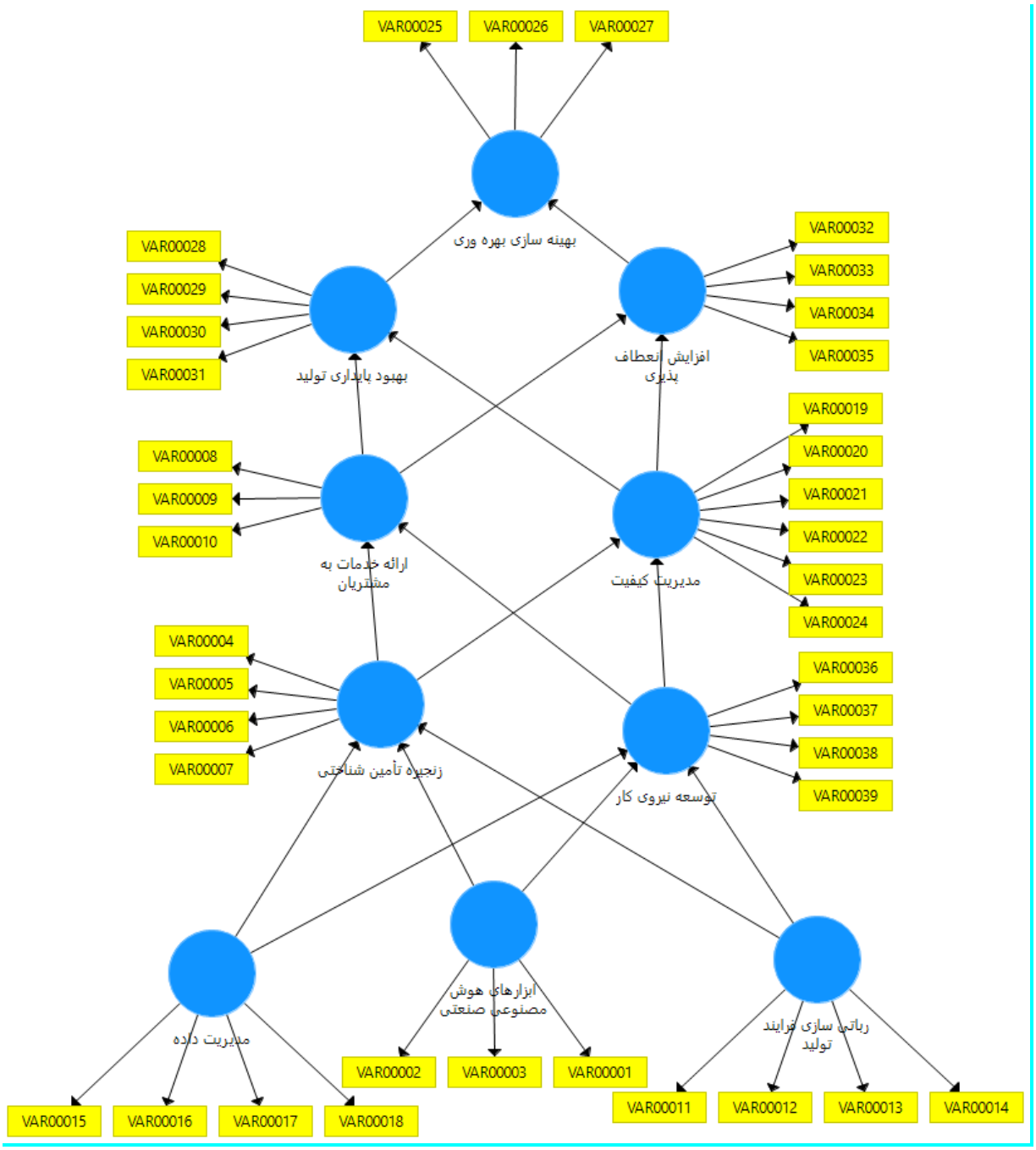
به طور کلی روابط بین متغیرها در تکنیک حداقل مربعات جزئی دو دسته است(چا، ۱۹۹۴[3]).

۱- مدل بیرونی: مدل بیرونی هم ارز مدل اندازه‌گیری (تحلیل عامل تاییدی) در معادلات ساختاری است و روابط بین متغیرهای پنهان با متغیرهای آشکار را نشان می‌دهد.

۲- مدل درونی: مدل درونی هم ارز مدل ساختاری (تحلیل مسیر) در معادلات ساختاری است و روابط بین متغیرهای پنهان با یکدیگر را بررسی می کند (چا، ۱۹۹۴).

1Yong & Pearce
2Şahinler & Topuz
3Cha

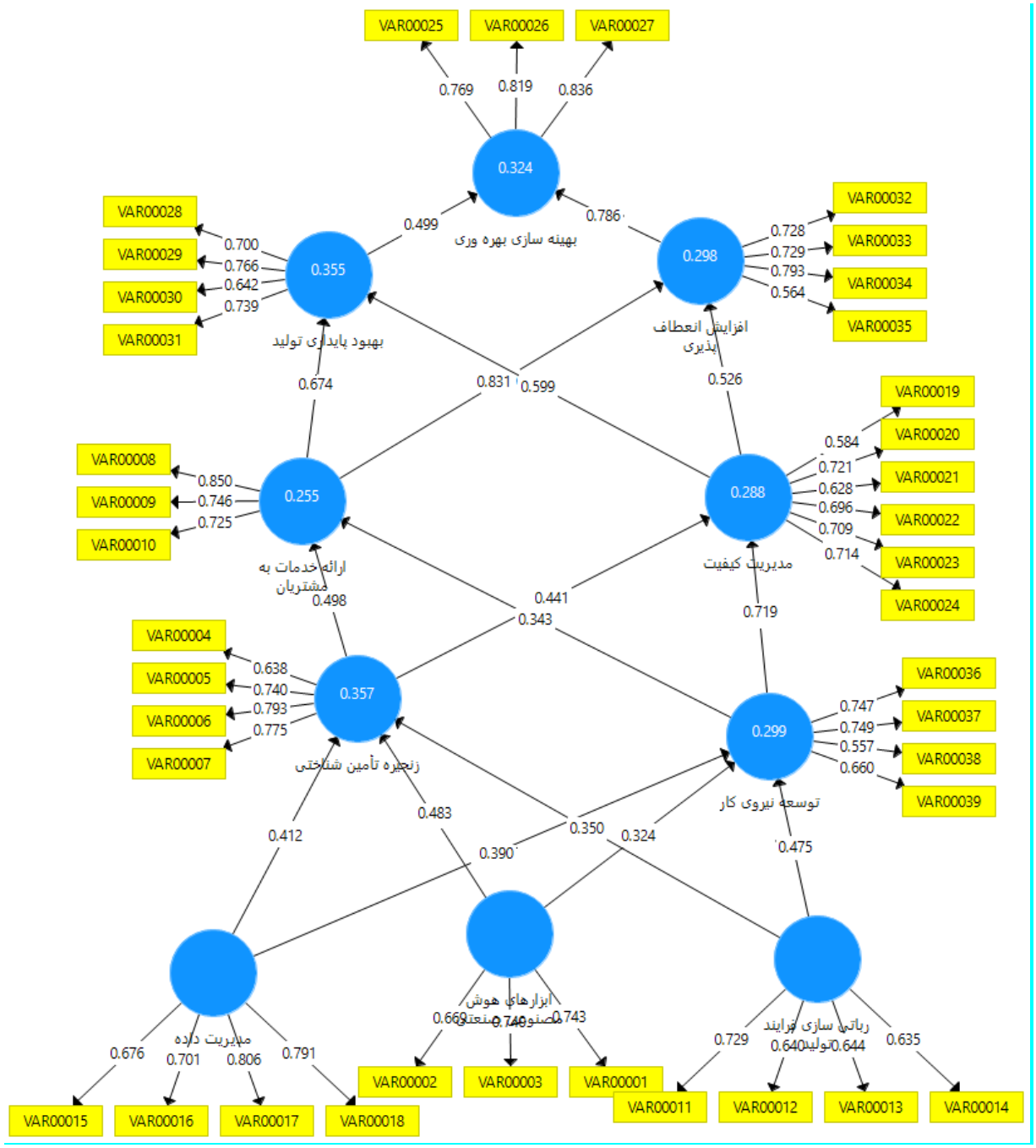
https://jed.ut.ac.ir/



نمودار ۵. مدل پایه طراحی شده در نرم افزار

Chart 5. Initial model designed in the software

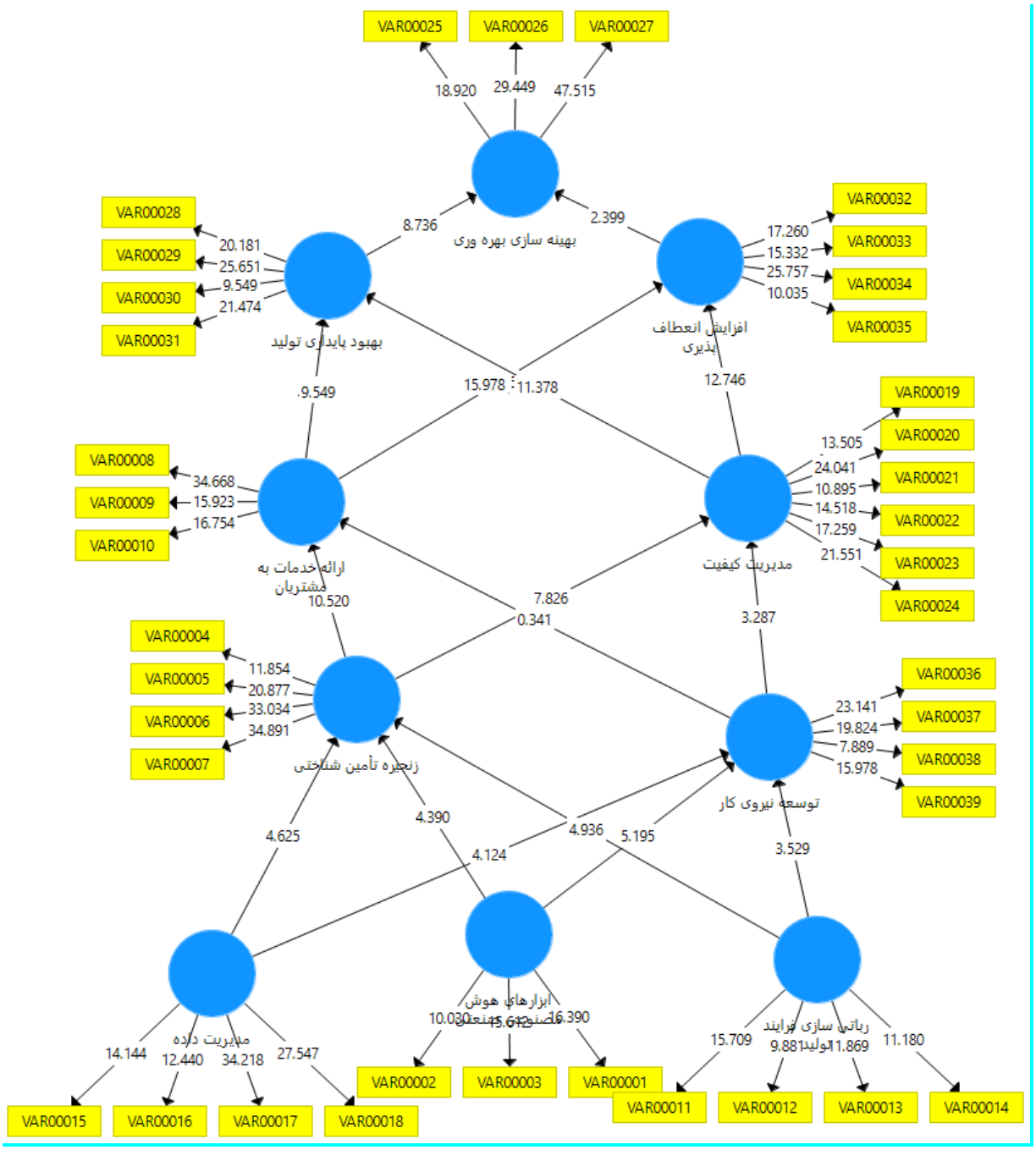
https://jed.ut.ac.ir/



نمودار ۶. بار عامل کلی مدل تحقیق

Chart 6. Overall factor loadings of the research model

https://jed.ut.ac.ir/



نمودار ۷. آماره تی بوت استراپینگ مدل تحقیق

Chart 7. T-statistics from bootstrapping of the research model

مدل بیرونی (مدل اندازه‌گیری)

برای ارزیابی و بررسی روایی و پایایی سازه‌های مدل‌های اندازه‌گیری در معادلات ساختاری حداقل مربعات جزئی، ضرایب بارهای عاملی، آلفای کرونباخ، پایایی مرکب (CR)، روایی همگرا (AVE) و روایی واگرا (فورنل لارکر) محاسبه و ارائه می شود.

https://jed.ut.ac.ir/

- ضریب آلفای کرونباخ CA

برای بررسی پایایی متغیرها عامل کلیدی دیگر که در ارزیابی قابلیت اطمینان سازگاری درونی مدل مورد ارزیابی قرار می گیرد آلفای کرونباخ می باشد، مقدار این ضریب، از ۰ تا ۱ متغیر است که مقادیر بالاتر از ۰,۷ پذیرفته و مقادیر کمتر از ۰,۶ نامطلوب ارزیابی می گردد (کرونباخ، ۱۹۵۱[1]).

- پایایی مرکب (CR)

پایایی مرکب در مدل‌های ساختاری معیار بهتر و معتبرتری نسبت به آلفای کرونباخ به شمار می‌رود، به دلیل اینکه در محاسبه آلفای کرونباخ در مورد هر سازه تمامی شاخص‌ها با اهمیت یکسان وارد محاسبات می‌شوند، ولی در محاسبه پایایی ترکیبی شاخص‌ها با بارهای عاملی بیشتر اهمیت زیادتری داشته و باعث می‌شود که مقادیر CR سازه‌ها معیار واقعی‌تر و دقیق‌تری نسبت به آلفای کرونباخ باشد. با توجه به اینکه در ارزیابی قابلیت اطمینان سازگاری درونی مدل. مقدار این ضریب نیز، از ۰ تا ۱ متغیر می باشد، مقادیر بالاتر از ۰/۷ پذیرفته شده بوده و مقادیر کمتر از ۰/۶ نامطلوب ارزیابی می گردد (شیمشک و نویان، ۲۰۱۳[2]).

-روایی همگرا

همچنین روایی همگرا نیز محاسبه شده است. هرگاه یک یا چند خصیصه از طریق دو یا چند روش اندازه‌گیری شوند همبستگی بین این اندازه‌گیری‌ها دو شاخص مهم اعتبار را فراهم می‌سازد. اگر همبستگی بین نمرات آزمون‌هایی که خصیصه‌ی واحدی را اندازه‌گیری می‌کند بالا باشد، پرسشنامه دارای اعتبار همگرا می‌باشد. وجود این همبستگی برای اطمینان از این که آزمون آنچه را که باید سنجیده شود می‌سنجد، حیاتی است. برای روایی همگرا میانگین واریانس استخراج (AVE) استفاده می‌شود. مقدار این ضریب نیز، از ۰ تا ۱ متغیر است که مقادیر بالاتر از ۰/۵ پذیرفته شده است (چئونگ و همکاران، ۲۰۲۴[3]).

روابط زیر بر قرار می باشد:

CR>0.7
CR>AVE
AVE>0.5

جدول ۷. روایی همگرا و پایایی متغیرهای تحقیق
Table 7. Convergent validity and reliability of the research variables

نماد	متغیر	آلفای کرونباخ	AVE	CR
C1	ابزارهای هوش‌مصنوعی صنعتی	0/871	0/577	0/825
C2	زنجیره تأمین شناختی	0/811	0/538	0/769
C3	ارائه خدمات به مشتریان	0/910	0/580	0/776
C4	رباتی سازی فرایند تولید	0/746	0/615	0/888
C5	مدیریت داده	0/760	0/625	0/849
C6	مدیریت کیفیت	0/853	0/555	0/836

1Cronbach
2Şimşek & Noyan
3Cheung et al

C7	بهینه سازی بهره وری	0/872	0/572	0/763
C8	بهبود پایداری تولید	0/763	0/536	0/784
C9	افزایش انعطاف پذیری	0/916	0/599	0/760
C10	توسعه نیروی کار	0/890	0/528	0/846

طبق نتایج جدول فوق، آلفای کرونباخ تمامی متغیرها بزرگتر از ۰/۷ بوده بنابراین از نظر پایایی تمامی متغیرها مورد تأیید است. مقدار میانگین واریانس استخراج شده (AVE) همواره بزرگتر از ۰/۵ است بنابراین روایی همگرا نیز تأیید می‌شود. مقدار پایایی مرکب (CR) نیز بزرگتر از AVE و ۰/۷ است و هر یک از سازه های مدل از روایی و پایایی مناسبی برخوردار است.

روایی واگرا

روایی واگرا یکی از معیار بررسی برازش مدل‌های اندازه‌گیری است که دو موضوع را پوشش می‌دهد:

الف) مقایسه میزان همبستگی بین شاخص‌های یک سازه با آن سازه در مقابل همبستگی آن شاخص‌ها با سازه‌های دیگر، ب) مقایسه میزان همبستگی یک سازه با شاخص‌هایش در مقابل همبستگی آن سازه با سایر سازه‌ها (جانسون و همکاران، ۲۰۲۳).[1]

روش فورنل و لاکر

میزان رابطه ی سازه با شاخص‌هایش در مقایسه رابطه آن سازه با سایر سازه‌ها است؛ به‌گونه‌ای که روایی واگرای قابل قبول یک مدل حاکی از آن است که یک سازه در دل تعامل بیشتری با شاخص‌های خود دارد تا با سازه‌های دیگر. روایی واگرا وقتی در سطح قابل قبول است که میزان AVE برای هر سازه بیشتر از واریانس اشتراکی آن سازه و سازه‌های دیگر (مربع مقدار ضرایب همبستگی بین سازه‌ها) در مدل باشد(عبدالحمید و همکاران، ۲۰۱۷) بررسی این امر به‌وسیله یک ماتریس صورت می‌پذیرد که خانه‌های این ماتریس حاوی مقادیر ضرایب همبستگی بین سازه‌ها و جذر مقادیر AVE مربوط به هر سازه استاین مدل در صورتی روایی واگرای قابل قبولی دارد که اعداد مندرج در قطر اصلی از مقادیر زیرین خود بیشتر باشند.

مشخصه اصلی این ماتریس آن است که قطر اصلی یک است. سپس مقادیر موجود روی قطر اصلی ماتریس را با ریشه دوم مقادیر واریانس شرح داده شده در AVE جایگزین می‌کنیم و در نهایت جدول ۸ ارائه می‌شود.

جدول ۸. روش فورنل و لاکر

Table 8. Fornell and Larcker method

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10
C1	0/886									
C2	0/637	0/874								
C3	0/755	0/420	0/88							
C4	0/489	0/574	0/387	0/863						
C5	0/500	0/301	0/733	0/630	0/911					

1 Johnson et al

https://jed.ut.ac.ir/

https://jed.ut.ac.ir/

C6	0/655	0/710	0/647	0/559	0/748	0/845				
C7	0/516	0/411	0/458	0/522	0/690		0/834			
C8	0/372	0/579	0/354	0/710	0/759	0/512	0/748	0/890		
C9	0/700	0/544	0/673	0/387	0/414	0/466	0/438	0/487	0/854	
C10	0/615	0/389	0/450	0/611	0/430	0/376	0/630	0/516	0/458	0/876

همانطور که در جدول ۸ مشخص است مقادیر موجود در روی قطر اصلی ماتریس، از کلیه مقادیر موجود در ستون مربوط آن بزرگتر است و نشان دهنده آن است که مدل ما دارای روایی واگرای مناسبی است. تحقیقات اخیر توسط هنسلر و همکاران (۲۰۱۵) نشان می‌دهد که معیار فورنل لاکر هنگامی که بارهای عاملی سازه‌ها اختلاف جزیی باهم دارند، به خوبی عمل نمی‌کند. بنابراین هنسلر و همکاران معیار HTMT را بعنوان جایگزین پیشنهاد داده‌اند. در صورتی که مقادیر تمامی اعداد مندرج در ستون‌ها در این روش کمتر از ۰,۹ باشد مدل از روایی واگرایی مناسب برخوردار خواهد بود.

جدول ۹. نتایج روش HTMT جهت بررسی روایی واگرا

Table 9. Results of the HTMT method for assessing discriminant validity

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10
C1										
C2	0/629									
C3	0/500	0/310								
C4	0/719	0/588	0/479							
C5	0/365	0/377	0/552	0/537						
C6	0/449	0/376	0/396	0/637	0/419					
C7	0/444	0/310	0/304	0/363	0/687	0/530				
C8	0/363	0/449	0/311	0/644	0/283	0/619	0/410			
C9	0/747	0/4763	0/586	0/373	0/230	0/276	0/538	0/453		
C10	0/338	0/474	0/573	0/476	0/549	0/321	0/221	0/287	0/733	

با توجه به جدول ۹ اینکه مقدار اعداد به دست آمده کمتر از ۰,۹ است، بنابراین روایی واگرایی HTMT مورد قبول است.

مدل درونی (مدل ساختاری)

پس از اطمینان از مدل‌های اندازه‌گیری از طریق آزمون پایایی، روایی همگرا و روایی واگرا، می‌توان نتایج حاصل از مدل ساختاری را ارائه کرد. در بخش ساختاری مدل بر خلاف مدل‌های اندازه‌گیری، به پرسش‌ها و متغیرهای آشکار مدل توجه‌ای نمی‌شود و تنها متغیرهای پنهان و روابط میان آن‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد. برای بررسی برازش مدل از شاخص‌های برازش مدل ساختاری شامل معیار R2 استفاده می‌شود (فرانسیس و وانهام، ۱۹۷۶[1]).

معیار ضریب تعیین R2

معیاری است که برای متصل کردن بخش اندازه‌گیری و بخش ساختاری مدل‌سازی معادلات ساختاری به کار می‌رود و بیانگر میزان تغییرات هر یک از متغیرهای وابسته مدل است که به وسیله متغیرهای مستقل تبیین می‌شود. نکته‌ی حیاتی در اینجا این است که R2 تنها برای سازه‌های درون‌زا (وابسته) مدل محاسبه می‌گردد و در مورد سازه‌های

1Francis & Wonham

برون‌زا مقدار این معیار صفر است. هر چه قدر مقدار R2 مربوط به سازه‌های درون‌زا یک مدل بیشتر باشد نشان از برازش بهتر مدل است. چین (۱۹۹۸) سه مقدار ۰,۱۹، ۰,۳۳ و۰,۶۷ را به عنوان ضعیف، متوسط، قوی بودن مدل تعیین می‌کنند. همچنین هنسلر (۲۰۰۹) و هِر و همکاران (۲۰۱۱) سه مقدار ۰/۲۵، ۰/۵۰ و ۰/۷۵ را به عنوان مقدار ملاک برای مقادیر ضعیف، متوسط و قوی بودن برازش بخش ساختاری مدل به وسیله معیار ضریب تعیین تعریف کرده‌اند (Henseler et al., 2015).

$$R^2 = \frac{0.324 + 0.298 + 0.355 + 0.255 + 0.288 + 0.299 + 0.357}{7} = 0.310$$

رابطه (۱)

براساس نتایج ضریب تعیین (R2) سازه‌های درونزای مدل پژوهش مطلوب می‌باشد. مقدار ضریب تعیین عملکرد مولفه‌های وابسته نشان می دهد که ۳۱ درصد از تغییرات متغیرهای مدل از مجموع تاثیرات متغیرات مستقل و وابسته توضیح داده می‌شود که قویاً قابل قبول است.

آمار استنباطی و آزمون فرضیه‌ها

برای آزمون روابط بین متغیرهای پژوهش، از تحلیل حداقل مربعات جزئی (PLS) استفاده شد. این روش برای تحلیل داده‌ها و بررسی برازش مدل به کار گرفته شد.

۱. بررسی هم‌خطی چندگانه: مقادیر عامل تورم واریانس (VIF)[1]برای تمامی متغیرها کمتر از ۳ بود، که نشان‌دهنده عدم وجود هم‌خطی در مدل است. نتایج این آزمون در **جدول ۶** ارائه شده است.

۲. **بارهای عاملی و روایی همگرا**: مقدار بارهای عاملی متغیرهای پژوهش بالاتر از ۰,۷ بود، که نشان‌دهنده روایی مطلوب مدل است. همچنین، مقدار میانگین واریانس استخراج‌شده (AVE) برای تمامی متغیرها بزرگ‌تر از ۰,۵ بود. نتایج این تحلیل در **جدول ۷**ارائه شده است.

۳. **روایی واگرا**: با استفاده از معیار فورنل و لاکر، روایی واگرا تأیید شد. مقادیر موجود در قطر اصلی ماتریس بیشتر از مقادیر زیرین آن بودند. نتایج این تحلیل در **جدول ۸** نشان داده شده است. همچنین، معیار HTMT نیز برای بررسی روایی واگرای متغیرها استفاده شد و تمامی مقادیر کمتر از ۰,۹ بودند. (مطابق **جدول ۸**)

۴. **برازش مدل ساختاری**: مقدار ضریب تعیین (R^2) برای متغیرهای درونزا برابر با ۰,۳۱ بود، که نشان‌دهنده برازش مناسب مدل ساختاری است.

مدل کلی پژوهش

۱. **مدل بیرونی (مدل اندازه‌گیری)**:روابط بین متغیرهای پنهان و متغیرهای قابل مشاهده بررسی شد. بارهای عاملی و مقادیر آلفای کرونباخ و پایایی مرکب (CR) برای متغیرهای مدل، روایی و پایایی مطلوب را نشان دادند.

1 Variance inflation factor

https://jed.ut.ac.ir/

https://jed.ut.ac.ir/

۲. **مدل درونی (مدل ساختاری)** :روابط بین متغیرهای پنهان با یکدیگر مورد بررسی قرار گرفت. شاخص‌های برازش مدل نشان داد که متغیرهای مستقل تأثیر قابل‌توجهی بر متغیرهای وابسته دارند. این مدل در **شکل ۵** و **شکل ۶** نمایش داده شده است.

تحلیل مسیر و آزمون فرضیه‌ها

با استفاده از روش بوت‌استراپینگ، ضرایب مسیر و آماره T برای تمامی فرضیه‌ها محاسبه شد. تمامی روابط بین متغیرها معنادار بودند، زیرا مقادیر T بزرگ‌تر از ۱,۹۶ بودند. مدل نهایی و روابط بین متغیرها در **شکل ۷** ارائه شده است.

۵. بحث و نتیجه‌گیری

از تحقیقات نتیجه‌گیری می‌شود که هوش‌مصنوعی اثر موثری بر نوآوری مدیریت کارخانه دارد.

این هوش‌مصنوعی به‌صورت ابزار در تولید و مدیریت داده در تحقق کیفیت، بهره‌وری و انعطاف بهتر از قبل در کارخانه‌ها استفاده شد. زنجیره‌تأمین شناختی و توسعه نیروی کار نیز از جنبه‌های کلیدی دیگر هوش‌مصنوعی و مدیریت نوآورانه در کارخانه‌ها بود. یافته‌های تحقیق حاکی از مهم بودن به‌کارگیری فناوری‌های هوشمند برای ارتقاء فرآیندهای تولیدی و مدیریتی است.

به‌صورت خلاصه می‌توان بیان کرد که این پژوهش با هدف بررسی تأثیر هوش‌مصنوعی بر مدیریت نوآوری در کارخانه‌ها انجام شد و نتایج نشان داد که هوش‌مصنوعی نقش کلیدی در بهبود فرآیندهای تولیدی و مدیریتی ایفا می‌کند. ابزارهای هوش‌مصنوعی، از جمله رباتیک صنعتی، مدیریت داده و زنجیره تأمین شناختی، به عنوان عوامل حیاتی در تسهیل و تقویت نوآوری در محیط‌های تولیدی شناسایی شدند. یافته‌های تحقیق نشان دادند که:

۱. افزایش بهره‌وری و کیفیت تولید: ابزارهای هوش‌مصنوعی مانند رباتیک صنعتی توانسته‌اند بهره‌وری فرآیندهای تولیدی را افزایش داده و کیفیت محصولات نهایی را بهبود بخشند. این موضوع نشان‌دهنده اهمیت نقش فناوری در بهینه‌سازی عملکرد تولیدی است.

۲. توسعه نیروی کار و صرفه‌جویی هزینه :هوش‌مصنوعی فرصت‌های جدیدی برای توسعه مهارت‌های نیروی انسانی به همراه آورده و از دیگر سو، هزینه‌های عملیاتی را کاهش داده است این موضوع به خصوص در فرآیندهای تکراری و زمان‌بر تولید به چشم می‌آید.

۳. افزایش انعطاف‌پذیری و پایداری تولید: استفاده از فناوری‌های هوش‌مصنوعی منجر به افزایش انعطاف‌پذیری فرآیندهای تولیدی در مواجهه با تغییرات بازار و نیازهای مشتریان شده است. همچنین، بهبود پایداری محیطی و کاهش ضایعات تولید نیز از دیگر نتایج کاربرد این فناوری است.

۴. ارتقای زنجیره تأمین شناختی: هوش‌مصنوعی با تقویت زنجیره تأمین شناختی، باعث بهبود مدیریت منابع، پیش‌بینی تقاضا و کاهش زمان تولید شده است. این پیشرفت‌ها نقش بسزایی در کاهش پیچیدگی‌های زنجیره تأمین و بهبود روابط با تأمین‌کنندگان داشته است.

۵. بهبود مدیریت داده: جمع‌آوری و تحلیل داده‌ها با بهره گیری از الگوریتم‌های هوش‌مصنوعی، تصمیم‌گیری‌های استراتژیک را در کارخانه‌ها تسهیل میکند و نقش بسیار مهمی در نوآوری مدیریتی ایفا کرده است.

۶. تقویت مدیریت کیفیت: مدیریت کیفیت با استفاده از ابزارهای هوش‌مصنوعی به شکل معناداری بهبود یافته و کارخانه‌ها توانسته‌اند با دقت بیشتری کیفیت محصولات را کنترل کنند.

نتایج به‌دست‌آمده از تحلیل داده‌ها و آزمون فرضیه‌ها نشان داد که مدل پژوهش از روایی و پایایی مطلوب برخوردار است و متغیرهای مورد بررسی اثرات معناداری بر یکدیگر دارند. این نتایج بر ضرورت سرمایه‌گذاری در هوش‌مصنوعی برای بهبود فرآیندهای نوآورانه و مدیریتی در کارخانه‌ها تأکید دارد.

۶. پیشنهادات

با توجه به نتایج پژوهش، پیشنهادات زیر برای مدیران و سیاست‌گذاران کارخانه‌ها و صنایع تولیدی ارائه می‌شود:

- سرمایه‌گذاری در زیرساخت‌های هوش‌مصنوعی: کارخانه‌ها باید به‌صورت هدفمند در زیرساخت‌های فناوری هوش‌مصنوعی، از جمله سخت‌افزارها، نرم‌افزارها و نیروی انسانی ماهر، سرمایه‌گذاری کنند. این اقدام می‌تواند منجر به بهبود بهره‌وری و کاهش هزینه‌ها شود.
- آموزش و توسعه نیروی انسانی: ارائه دوره‌های آموزشی برای کارکنان در زمینه استفاده از فناوری‌های هوش‌مصنوعی ضروری است. توسعه مهارت‌های دیجیتال و آشنایی با ابزارهای پیشرفته می‌تواند انعطاف‌پذیری و کارایی نیروی کار را افزایش دهد.
- تمرکز بر مدیریت کیفیت مبتنی بر داده: استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته برای تحلیل داده‌ها می‌تواند مدیریت کیفیت را بهبود بخشد و کارخانه‌ها را قادر سازد تا در بازارهای رقابتی بهتر عمل کنند.
- توسعه سیستم‌های زنجیره تأمین شناختی: طراحی و پیاده‌سازی سیستم‌های هوش‌مصنوعی در زنجیره تأمین به کاهش هزینه‌ها، بهبود روابط با تأمین‌کنندگان و افزایش پاسخگویی به نیازهای مشتریان کمک خواهد کرد.
- توجه به پایداری محیط‌زیست: کارخانه‌ها باید از ابزارهای هوش‌مصنوعی برای کاهش ضایعات تولید و بهبود بهره‌وری منابع طبیعی استفاده کنند. این اقدام نه‌تنها به کاهش هزینه‌ها کمک می‌کند، بلکه باعث بهبود تصویر برند و رضایت مشتریان می‌شود.
- بهبود تصمیم‌گیری‌های استراتژیک: مدیران می‌توانند از تحلیل داده‌های پیشرفته برای اتخاذ تصمیمات استراتژیک و پیش‌بینی روندهای بازار استفاده کنند. این موضوع می‌تواند به افزایش سهم بازار و کاهش ریسک‌های مرتبط با تغییرات محیطی کمک کند.
- انجام تحقیقات تکمیلی: پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های بیشتری در زمینه تأثیرات بلندمدت استفاده از هوش‌مصنوعی بر جنبه‌های مختلف مدیریت کارخانه‌ها، از جمله نوآوری و بهره‌وری، انجام شود.
- تشکیل تیم‌های نوآوری: ایجاد تیم‌های تخصصی برای بررسی و اجرای پروژه‌های هوش‌مصنوعی در کارخانه‌ها می‌تواند فرآیندهای اجرایی را تسریع کند و نتایج مطلوب‌تری به همراه داشته باشد.

https://jed.ut.ac.ir/

https://jed.ut.ac.ir/

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق پژوهش

بنا به اظهار نویسندگان، تمامی اصول اخلاقی در مقاله رعایت شده است.

تعارض منافع

تعارض منافعی در خصوص مقاله وجود ندارد.

حامی مالی

نویسنده در تدوین مقاله از هیچ شخص یا نهادی وجهی دریافت نکرده است.

References

Motevaseli, S., Tahmaseb Kazemi, B., & Rajabiun, M. (2025). The role of artificial intelligence in factories and its impact on innovative management: A structural analysis. *Journal of Entrepreneurship and* https://journal.iransaei.ir/article_214689.html *Innovation Research*, 3(4), 111-128. [In Persian]

Ab Hamid, M. R., Sami, W., & Sidek, M. M. (2017). Discriminant validity assessment: Use of Fornell & Larcker criterion versus HTMT criterion. Journal of physics: Conference series , https://doi.org/10.1088/1742-6596/890/1/012163

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. WW Norton & company .https://wwnorton.com/books/The-Second-Machine-Age/

Brynjolfsson, E., & Mcafee, A. (2017). Artificial intelligence, for real. *Harvard business review*, *1*, 1-31. https://hbr.org/2017/04/artificial-intelligence-for-the-real-world

Byrne, B. M. (2010). Structural equation modeling with AMOS: basic concepts, applications, and programming (multivariate applications series). *New York: Taylor & Francis Group*, *396*(1), 7384 . https://doi.org/10.4324/9780203805534

Cha, J. (1994). Partial least squares. *Adv. Methods Mark. Res*, *407*, 52-78 .

Cheung, G. W., Cooper-Thomas, H. D., Lau, R. S., & Wang, L. C. (2024). Reporting reliability, convergent and discriminant validity with structural equation modeling: A review and best-practice recommendations. *Asia Pacific Journal of Management*, *41*(2), 745-783 . https://doi.org/10.1007/s10490-023-09926-0

Chicco, D., Warrens, M. J., & Jurman, G. (202 .(۱ The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *Peerj computer science*, *7*, e623 .https://doi.org/10.7717/peerj-cs.623

Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *psychometrika*, *16*(3), 297-334 .

Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard business review*, *96*(1), 108-116 .https://hbr.org/2018/01/artificial-intelligence-for-the-real-world

Drucker, P., & Maciariello, J. (2014). *Innovation and entrepreneurship*. Routledge .

Esposito Vinzi, V & ,.Russolillo, G. (2013). Partial least squares algorithms and methods. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, *5*(1), 1-19 .

Feigenbaum, E. A. (1977). The art of artificial intelligence: Themes and case studies of knowledge engineering . https://scholar.google.com/scholar?q=Feigenbaum+1977+The+art+of+artificial+intelligence

Fernandes, M., Corchado, J. M., & Marreiros, G. (2022). Machine learning techniques applied to mechanical fault diagnosis and fault prognosis in the context of real industrial manufacturing use-cases: a systematic literature review. *Applied Intelligence*, *52*(12), 14246-14280 .

Francis, B. A., & Wonham, W. M. (1976). The internal model principle of control theory. *Automatica*, *12*(5), 457-465 .https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0005109876900056

Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the academy of marketing science*, *43*, 115-135 .

Hirschberg, J., & Manning, C. D. (2015). Advances in natural language processing. *Science*, *349*(6245), 261-266 .https://doi.org/10.1126/science.aaa8685

Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., & Suman, R. (2022). Artificial intelligence applications for industry 4.0: A literature-based study. *Journal of Industrial Integration and Management*, *7*(01), 83-111 . https://doi.org/10.1142/S2424862222500041

Johnson, D. R., Kaufman, J. C., Baker, B. S., Patterson, J. D., Barbot, B., Green, A. E., van Hell, J., Kennedy, E., Sullivan, G. F., & Taylor, C. L. (2023). Divergent semantic integration (DSI): Extracting creativity from narratives with distributional semantic modeling. *Behavior Research Methods*, *55*(7), 3726-3759 .

Kaur, P., Stoltzfus, J., & Yellapu, V. (2018). Descriptive statistics. *International Journal of Academic Medicine*, *4*(1), 60-63 .

Kelleher, J. D. (2019). *Deep learning*. MIT press .

Korteling, J., van de Boer-Visschedijk, G. C., Blankendaal, R. A., Boonekamp, R. C., & Eikelboom, A. R .(۲۰۲۱) .Human-versus artificial intelligence. *Frontiers in artificial intelligence*, *4*, 622364 .

Kusiak, A. (2018). Smart manufacturing. *International journal of production Research*, *56*(1-2), 508-517 . https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1351644

Leguina, A. (2015). A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM). In: Taylor & Francis.

Lowry, P. B., & Gaskin, J. (2014). Partial least squares (PLS) structural equation modeling (SEM) for building and testing behavioral causal theory: When to choose it and how to use it. *IEEE transactions on professional communication*, *57*(2), 123-146 .

Marill, K. A. (2004). Advanced statistics: linear regression, part II: multiple linear regression. *Academic emergency medicine*, *11*(1), 94-102 .

Matović, N., & Ovesni, K. (2023). Interaction of quantitative and qualitative methodology in mixed methods research: integration and/or combination. *International Journal of Social Research Methodology*, *26*(1), 51-65 .

Osterrieder, P., Budde, L., & Friedli, T. (2020). The smart factory as a key construct of industry 4.0: A systematic literature review. *International Journal of Production Economics*, *221*, 107476 . https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.08.011

Peterson, R. A., & Kim, Y. (2013). On the relationship between coefficient alpha and composite reliability. *Journal of applied psychology*, *98*(1), 19 .٤

Russell, S. J., & Norvig, P. (2016). *Artificial intelligence: a modern approach*. Pearson. https://www.pearson.com/en-us/subject-catalog/p/artificial-intelligence-a-modern-approach/P200000003218/9780134610993

Rüßmann, M., Lorenz, M., Waldner, M., Engel, P., Harnisch, M., & Justus, J. (2016). The Future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries. In: Obtenido de Semantic Scholar: https://www.bcg.com/publications/2015/engineered_products_project_business_industry_4_future_productivity_growth_manufacturing_industries

Sahinler, S., & Topuz, D. (2007). Bootstrap and jackknife resampling algorithms for estimation of regression parameters. *Journal of Applied Quantitative Methods*, *2*(2), 188-199 .

Shah, S ,.Ghomeshi, H., Vakaj, E., Cooper, E., & Fouad, S. (2023). A review of natural language processing in contact centre automation. *Pattern Analysis and Applications*, *26*(3), 823-846 .

https://jed.ut.ac.ir/

Simões, A. C., Pinto, A., Santos, J., Pinheiro, S., & Romero, D. (2022). Designing human-robot collaboration (HRC) workspaces in industrial settings: A systematic literature review. *Journal of Manufacturing Systems, 62*, 28-43 .

Şimşek, G. G., & Noyan, F. (2013). McDonald's ωt, Cronbach's α, and generalized θ for composite reliability of common factors structures. *Communications in Statistics-Simulation and Computation, 42*(9), 2008-2025 .

Sudirjo, F. (2023). Marketing Strategy in Improving Product Competitiveness in the Global Market. *Journal of Contemporary Administration and Management (ADMAN), 1*(2), 63-69 .

Sutton, R. S., & Barto, A. G. (1998). Reinforcement learning: an introduction MIT Press. *Cambridge, MA, 22447*, 10 .

Yong, A. G., & Pearce, S. (2013). A beginner's guide to factor analysis: Focusing on exploratory factor analysis. *Tutorials in quantitative methods for psychology, 9*(2), 79-94 .

https://jed.ut.ac.ir/