



Developing a Data-Driven Hybrid Approach Based on Data Envelopment Analysis for Evaluating the Performance of Manufacturing Units Considering Sustainability, Agility, and Industry 4.0 Dimensions

Ali Nokhbeh Zaeim^{*ID}

Vahid Baradaran^{**ID}

Amin Mostafaei^{***ID}

Extended Abstract

Introduction: In today's competitive industrial environment, performance evaluation of manufacturing units has become a critical factor for improving productivity, quality, and competitiveness. Organizations must simultaneously address three major challenges — agility in responding to rapid market changes, sustainability across economic, social, and environmental dimensions, and digital transformation driven by Industry 4.0 technologies. However, most of the existing performance evaluation frameworks focus on a single dimension and lack the ability to integrate these three aspects concurrently. Accordingly, this study aims to develop a data-driven hybrid model based on Data Envelopment Analysis (DEA) and the Random Forest (RF) algorithm to evaluate the performance of manufacturing units considering agility, sustainability, and digitalization dimensions. The proposed framework enables independent evaluation of each manufacturing unit without the need for direct comparison with others.

Methods: In the first stage, a comprehensive set of performance evaluation indicators was identified through literature review and expert consultation, categorized into four groups: agility, sustainability, digitalization, and general indicators. To determine the relative importance of these indicators, the Fuzzy Best–Worst Method (FBWM) was employed, allowing consistent pairwise comparisons among the selected indicators. After calculating the weights, eight key indicators with the highest importance were selected as the input and output variables for the DEA model to compute efficiency scores. Data were collected from 40 listed manufacturing firms over a five-year period, resulting in 400 data records. The efficiency scores obtained from the Andersen–Peterson (AP-DEA) model were then used as labeled data for training the Random Forest model. Seventy percent of the dataset was used for training and the remaining 30 percent for testing. The model's predictive accuracy was evaluated using four standard metrics: Accuracy, Precision, Recall, and F1 Score.

Received : Oct. 19, 2025; Revised : Dec. 08, 2025; Accepted : May. 30, 2026; Published Online : Jun. 23, 2026.

^{*}Ph.D. Student, Department of Industrial Engineering, Islamic Azad University, Tehran North Branch, Tehran, Iran.

^{**}Associate Professor, Department of Industrial Engineering, Islamic Azad University, Tehran North Branch, Tehran, Iran.

Corresponding Author : v_baradaran@iau.ac.ir

^{***}Associate Professor, Department of Mathematics, Islamic Azad University, Tehran North Branch, Tehran, Iran.



Results and Discussion: The FBWM results revealed that agility is the most influential dimension in performance evaluation, followed by sustainability and digitalization. Within the agility dimension, speed, quality, flexibility, and production capacity emerged as the most critical indicators. In the sustainability dimension, financial infrastructure, environmental certification, and waste management showed a significant impact, while in the digitalization dimension, smart operations and data-driven planning were identified as key contributors. The DEA model successfully classified manufacturing units into four performance levels — inefficient, weakly efficient, efficient, and highly efficient — enabling a structured labeling process for subsequent machine learning analysis. The developed Random Forest model achieved an accuracy of 0.925 and an F1 Score of 0.911, outperforming comparative models such as Support Vector Machine (SVM) and Artificial Neural Network (ANN). The confusion matrix results confirmed that most prediction errors occurred between adjacent classes, demonstrating the model's robustness and reliability. Furthermore, the feature importance analysis indicated that agility-related variables, particularly speed and flexibility, had the highest influence on performance prediction. These findings highlight the superiority of data-driven hybrid models in extracting meaningful patterns and enhancing interpretability in complex decision environments.

Conclusions: The study demonstrated that adopting a data-driven hybrid approach can overcome the limitations of traditional performance evaluation models and substantially improve accuracy, interpretability, and managerial applicability. The developed model provides a comprehensive framework that allows independent assessment of each manufacturing unit while simultaneously incorporating agility, sustainability, and Industry 4.0 dimensions. This approach offers a valuable decision-support tool for managers to enhance operational efficiency, plan strategically, and evaluate the impact of industrial policies. The model's high predictive accuracy confirms its practical applicability in real manufacturing environments. Future studies are recommended to integrate advanced machine learning algorithms and dynamic datasets to capture temporal changes in performance and further strengthen model generalization and explanatory power.

Keywords: Agility, Data Envelopment Analysis (DEA), Data-driven model, Industry 4.0, Machine learning, Random Forest, Sustainability.

How to Cite: Nokhbeh Zaeim, Ali; Baradaran, Vahid; Mostafaei, Amin (2026). Developing a Data-Driven Hybrid Approach Based on Data Envelopment Analysis for Evaluating the Performance of Manufacturing Units Considering Sustainability, Agility, and Industry 4.0 Dimensions. *Ind. Manag. Persp.*, 16(2), 37-61 (*In Persian*).



توسعه یک رویکرد ترکیبی داده‌محور مبتنی بر تحلیل پوششی داده‌ها جهت ارزیابی کارایی واحدهای تولیدی مبتنی بر ابعاد پایداری، چابکی و صنعت ۴/۰

علی نخبه زعیم*
وحید برادران**
امین مصطفایی***

چکیده گسترده

مقدمه و اهداف: در عصر کنونی که رقابت جهانی، پایداری و دیجیتالی‌شدن به ارکان اصلی موفقیت صنایع تبدیل شده‌اند، ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی اهمیتی دوچندان یافته است. در این شرایط، سازمان‌ها ناگزیرند میان الزامات چابکی در پاسخ‌گویی سریع به تغییرات بازار، ضرورت رعایت اصول پایداری در ابعاد اقتصادی، اجتماعی و زیست‌محیطی، و بهره‌گیری از فناوری‌های نوین صنعت ۴/۰ تعادل برقرار کنند. با این حال، اغلب مدل‌های ارزیابی عملکرد موجود تنها بر یکی از این ابعاد متمرکز بوده و توانایی تلفیق هم‌زمان آن‌ها را ندارند. بر همین اساس، هدف اصلی پژوهش حاضر توسعه یک مدل داده‌محور و ترکیبی مبتنی بر تحلیل پوششی داده‌ها و الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی است که بتواند عملکرد واحدهای تولیدی را با در نظر گرفتن ابعاد چابکی، پایداری و دیجیتالی‌شدن، به صورت مستقل و بدون نیاز به مقایسه مستقیم با سایر واحدها ارزیابی کند.

روش‌ها: در گام نخست، مجموعه‌ای از شاخص‌های ارزیابی عملکرد در چهار دسته‌ی اصلی شامل چابکی، پایداری، دیجیتالی‌شدن و شاخص‌های عمومی از طریق مرور ادبیات و نظرات خبرگان شناسایی گردید. سپس برای تعیین اهمیت نسبی شاخص‌ها، از روش بهترین-بدترین فازی استفاده شد که امکان مقایسه‌ی دقیق و سازگار میان شاخص‌ها را فراهم می‌سازد. پس از تعیین وزن‌ها، هشت شاخص کلیدی با بالاترین اهمیت به‌عنوان ورودی و خروجی مدل تحلیل پوششی داده‌ها انتخاب شدند تا نمرات کارایی هر واحد تولیدی محاسبه شود. داده‌های پژوهش از اطلاعات ۴۰ شرکت بورسی و در بازه زمانی پنج‌ساله جمع‌آوری گردید که منجر به تشکیل ۴۰۰ رکورد داده‌ای شد. برچسب‌های کارایی به‌دست‌آمده از مدل اندرسون-پیترسون به‌عنوان داده‌ی آموزشی در الگوریتم جنگل تصادفی استفاده شدند تا مدل نهایی پیش‌بینی و ارزیابی عملکرد توسعه یابد. برای ارزیابی دقت مدل، داده‌ها به دو بخش آموزش (۷۰٪) و آزمون (۳۰٪) تقسیم شدند و شاخص‌های دقت، دقت مثبت، بازیابی و امتیاز F1 محاسبه گردید.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۷/۲۷، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۹/۱۷، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۳/۰۹، تاریخ اولین انتشار: ۱۴۰۵/۰۴/۰۲.

*دانشجوی دکتری، گروه مهندسی صنایع، واحد تهران شمال، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران ایران.

**دانشیار، گروه مهندسی صنایع، واحد تهران شمال، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران ایران.

نویسنده مسئول: v_baradaran@iaui.ac.ir

***دانشیار، گروه ریاضی، واحد تهران شمال، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران ایران.

نوع مقاله: پژوهشی

یافته‌ها: نتایج حاصل از روش بهترین-بدترین فازی نشان داد که بُعد چابکی بیشترین اهمیت را در ارزیابی عملکرد دارد و شاخص‌های سرعت، کیفیت، انعطاف‌پذیری و ظرفیت تولید از میان مهم‌ترین مؤلفه‌ها شناخته شدند. پس از آن، ابعاد پایداری و دیجیتالی شدن در رتبه‌های بعدی اهمیت قرار گرفتند که شاخص‌هایی همچون زیرساخت مالی، گواهی‌نامه‌های زیست‌محیطی، هوشمند بودن فرآیندها و استفاده از فناوری‌های داده‌محور، نقش بسزایی در عملکرد داشتند. مدل تحلیل پوششی داده‌ها توانست سطوح کارایی واحدهای تولیدی را در چهار طبقه ناکارا، کارای ضعیف، کارا و کارای قوی طبقه‌بندی نماید. سپس مدل یادگیری ماشین توسعه‌یافته بر پایه الگوریتم جنگل تصادفی، توانست با دقتی معادل ۰/۹۲۵ و امتیاز F1 برابر با ۰/۹۱۱ عملکرد واحدهای تولیدی را به‌درستی پیش‌بینی کند که بیانگر قدرت بالای مدل در یادگیری الگوهای رفتاری و ساختارهای درونی داده‌ها است. همچنین نتایج ماتریس درهم‌ریختگی نشان داد که بیشتر خطاهای پیش‌بینی مربوط به جابجایی میان کلاس‌های مجاور است، که نشان از پایداری مدل در تمایزگذاری سطوح عملکردی دارد. بررسی ضرایب اهمیت ویژگی‌ها در مدل یادگیری ماشین نیز تأیید کرد که شاخص‌های چابکی، بیشترین تأثیر را در پیش‌بینی سطح کارایی دارند و به‌ویژه، شاخص سرعت در تصمیم‌گیری و انعطاف‌پذیری تولید بیشترین اثر را در بهبود بهره‌وری واحدهای تولیدی دارد.

نتیجه‌گیری: پژوهش حاضر نشان داد که به‌کارگیری رویکردهای داده‌محور و ترکیبی می‌تواند محدودیت‌های مدل‌های سنتی ارزیابی عملکرد را رفع نموده و دقت، تفسیرپذیری و کارایی تحلیل را به شکل چشمگیری افزایش دهد. مدل توسعه‌یافته این قابلیت را دارد که هر واحد تولیدی را به‌صورت مستقل ارزیابی نماید و ضمن ترکیب سه بُعد کلیدی چابکی، پایداری و صنعت ۴/۰، تصویری جامع از وضعیت عملکردی سازمان ارائه دهد. این رویکرد می‌تواند به‌عنوان ابزاری کارآمد برای مدیران در تصمیم‌گیری‌های راهبردی، بهبود بهره‌وری، برنامه‌ریزی تولید و ارزیابی اثرات سیاست‌های صنعتی مورد استفاده قرار گیرد. بر اساس نتایج، توصیه می‌شود در پژوهش‌های آتی از روش‌های یادگیری ماشین پیشرفته‌تر و داده‌های پویا جهت تحلیل روندهای زمانی عملکرد واحدهای تولیدی بهره‌گیری شود تا توان تبیینی مدل افزایش یابد.

کلمات کلیدی: تحلیل پوششی داده‌ها، چابکی تولید، پایداری صنعتی، صنعت ۴/۰، مدل داده‌محور، یادگیری ماشین، جنگل تصادفی.

استناددهی: نخبه زعیم، علی؛ برادران، وحید؛ مصطفایی، امین (۱۴۰۵). توسعه یک رویکرد ترکیبی داده‌محور مبتنی بر تحلیل پوششی داده‌ها جهت ارزیابی کارایی واحدهای تولیدی مبتنی بر ابعاد پایداری، چابکی و صنعت ۴/۰. چشم‌انداز مدیریت صنعتی، ۱۶(۲)، ۳۷-۶۱.



۱. مقدمه

در دنیای صنعتی امروز، ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی بسیار حیاتی است. این فرآیند به کارخانه‌ها کمک می‌کند تا میزان بهره‌وری و کیفیت تولیدات خود را بسنجند و در نتیجه به بهبود مستمر در این زمینه‌ها کمک می‌کند [۳ و ۶]. ارزیابی عملکرد مناسب می‌تواند باعث شود تا یک واحد تولیدی نقاط قوت و ضعف خود را شناسایی کرده و بر اساس آن برنامه‌ریزی‌های لازم برای ارتقا کیفیت و افزایش راندمان خود را اجرایی کند [۹]. این امر در نهایت منجر به کاهش هزینه‌ها، افزایش رقابت‌پذیری و بهبود سودآوری می‌شود [۲۶]. همچنین، ارزیابی عملکرد به کارخانه‌ها امکان می‌دهد تا با استانداردهای بین‌المللی همگام شوند. در دوران جهانی‌شدن و بازارهای بین‌المللی، رعایت استانداردهای کیفیت جهانی و اخذ گواهینامه‌های مربوطه امری ضروری است [۳۲]. این استانداردها نه تنها به افزایش فروش و دسترسی به بازارهای جدید کمک می‌کنند، بلکه اعتماد مشتریان و شرکای تجاری را نیز به همراه دارند [۳]. فرآیند ارزیابی مداوم واحدهای تولیدی، اطمینان حاصل می‌کند که محصولات تولید شده در سطح بین‌المللی رقابتی باقی می‌مانند [۲۴].

علاوه بر موارد بیان شده، ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی نقش مهمی در ترویج فرهنگ بهبود مستمر در بین کارکنان دارد. ایجاد ساختاری جهت مشاهده کارکنان در این راستا که تلاش‌های آنها مورد سنجش قرار می‌گیرد و به بهبود مستمر تشویق می‌شوند، انگیزه بیشتری برای ارتقاء عملکرد خود پیدا می‌کنند [۲۶ و ۳۷]. این امر به ایجاد یک محیط کاری مثبت و پویا کمک کرده و باعث می‌شود که هر فرد در جهت دستیابی به اهداف کلی شرکت کوشا باشد. از این طریق، ارزیابی عملکرد به عنوان یک ابزار کلیدی برای تحقق اهداف استراتژیک شرکت عمل می‌کند و به پیشبرد مأموریت‌های آن کمک می‌کند [۳۲]. اما نکته قابل توجه این است که برای ارزیابی واحدهای تولیدی، نیازمند تعریف شاخص‌هایی جامع و کارآمد می‌باشد که مبتنی بر آن بتوان ارزیابی مناسبی ارائه نمود.

یکی از مسائل پراهمیت در واحدهای تولیدی، سرعت عمل در بخش‌های مختلف می‌باشد. در این راستا معیارهای چابکی در ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی از اهمیت بالایی برخوردارند، زیرا آن‌ها امکان واکنش سریع و مؤثر به تغییرات محیطی و بازار را فراهم می‌کنند [۲۵]. چابکی تولیدی به معنای توانایی یک کارخانه برای تنظیم سریع خطوط تولید، تغییر در مقادیر تولید، و انطباق با نیازهای متغیر بازار است. این معیار به ویژه در صنایعی که با تقاضای متغیر مواجه هستند، مانند فناوری، مد و صنایع خودرو، بسیار کلیدی است [۱۰]. ارزیابی چابکی به شرکت‌ها کمک می‌کند تا از دست دادن بازار به رقبا و کاهش سهم بازار خود را به حداقل برسانند [۱۳]. علاوه بر این، استفاده از معیارهای چابکی در ارزیابی عملکرد اجازه می‌دهد تا کارخانه‌های تولیدی درک بهتری از توانایی‌های انعطاف‌پذیری خود در برابر شوک‌ها و تغییرات اقتصادی داشته باشند [۴]. در اسناد بالادستی کشور در سند سیاست‌های کلی نظام در بخش «صنعت» نیز بر ارتقای توان رقابت‌پذیری صنعت ملی و افزایش بهره‌وری عوامل تولید تأکید شده است؛ موضوعی که بدون توسعه قابلیت‌های چابکی در واحدهای تولیدی (سرعت تصمیم‌گیری، انعطاف‌پذیری و پاسخ‌گویی سریع به بازار) قابل تحقق نیست. همچنین در سیاست‌های کلی برنامه هفتم بر «پیشرفت اقتصادی» با تأکید بر افزایش بهره‌وری کل عوامل تولید تصریح شده است، بنابراین سنجش و تقویت چابکی تولید می‌تواند به عنوان یکی از سازوکارهای تحقق این جهت‌گیری کلان تلقی شود. بنابراین چابکی در واحدهای تولیدی موضوعی کلیدی و پراهمیت است که همواره می‌بایست مورد توجه مدیران قرار گیرد.

از سوی دیگر، موضوع توسعه پایدار در تمامی بخش‌های جوامع مورد توجه قرار می‌گیرد و این موضوع در واحدهای تولیدی به دلیل اهمیت بالای مسائل زیست‌محیطی و مسئولیت‌های اجتماعی پررنگ‌تر می‌باشد. بنابراین پایداری در ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی اهمیت ویژه‌ای دارد، زیرا با تأکید بر استفاده بهینه و مسئولانه از منابع، به حفاظت از محیط زیست کمک می‌کند و در عین حال، سلامت و ایمنی جامعه و کارکنان را تضمین می‌نماید [۱۲]. واحدهای تولیدی با پیاده‌سازی استراتژی‌های پایدار، نه تنها به کاهش هزینه‌های عملیاتی خود کمک می‌کنند—مانند کاهش مصرف انرژی و مواد خام—بلکه می‌توانند از مزایای طولانی‌مدت مانند افزایش وفاداری مشتری و دستیابی به بازارهای جدید بهره‌مند شوند [۷]. ارزیابی پایداری به شرکت‌ها این امکان را می‌دهد که تأثیرات زیست‌محیطی خود را مدیریت کرده و در عین حال، مطابقت با قوانین دولتی و بین‌المللی در این زمینه را حفظ کنند [۱۲]. علاوه بر آن، پایداری در ارزیابی عملکرد به تقویت برند و اعتبار شرکت در نظر مصرف‌کنندگان کمک می‌کند. مصرف‌کنندگان امروزی بیش از پیش به محصولاتی که با روش‌های پایدار تولید شده‌اند

علاقه‌مند هستند و اغلب حاضرند برای چنین محصولاتی هزینه بیشتری پرداخت کنند [۷]. شرکت‌هایی که در ارزیابی‌های خود به موضوعات پایداری توجه دارند، می‌توانند این تقاضای مصرف‌کننده را به فرصت‌های تجاری تبدیل کنند. این نه تنها به تقویت موقعیت رقابتی شرکت کمک می‌کند، بلکه در بلندمدت به حفظ منابع طبیعی و تضمین سلامتی نسل‌های آینده نیز می‌انجامد [۱۲].

علاوه بر موارد بیان شده، در دنیای امروزی، موضوع انقلاب صنعتی چهارم بسیار پررنگ و پراهمیت شده است [۳۱]. شاخص‌های صنعت ۴.۰ در ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی نقش کلیدی ایفا می‌کنند زیرا این شاخص‌ها توانایی‌های دیجیتال و خودکارسازی را در تولید به شدت افزایش می‌دهند و به تحول بنیادین در نحوه‌ی تولید، کنترل کیفیت و نظارت بر فرایندها کمک می‌کنند [۱۹]. شاخص‌هایی مانند اتوماسیون پیشرفته، استفاده از داده‌های بزرگ، هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، ارتباطات اینترنت اشیا^۱ (IoT)، و سیستم‌های سایبری-فیزیکی^۲ (CPS) به واحدهای تولیدی امکان می‌دهند تا دقت و سرعت فرایندهای خود را بهبود بخشند. این تکنولوژی‌ها به شرکت‌ها کمک می‌کنند تا با کاهش خطاها و افزایش بهره‌وری، رقابت‌پذیری خود را در بازارهای جهانی افزایش دهند [۳۹]. علاوه بر این، شاخص‌های صنعت ۴/۰ در ارزیابی عملکرد به شرکت‌ها این امکان را می‌دهند که به طور مداوم و در زمان واقعی عملکرد خود را تحت نظر داشته باشند و به سرعت به مشکلات پاسخ دهند [۱۹]. این شاخص‌ها همچنین امکان پیش‌بینی نیازهای تولید و تعمیر و نگهداری پیشگیرانه را فراهم می‌آورند، که می‌تواند هزینه‌های نگهداری را کاهش دهد و طول عمر ماشین‌آلات را افزایش دهد. به کارگیری این تکنولوژی‌ها، شرکت‌ها را قادر می‌سازد تا با دقت بیشتری به بهینه‌سازی فرایندهای خود بپردازند و پاسخگویی به تغییرات بازار را سریع‌تر و مؤثرتر انجام دهند. این امکانات نه تنها به بهبود عملکرد کلی شرکت کمک می‌کند، بلکه به تعالی استراتژیک و پایداری در عرصه تولید نیز منجر می‌شود [۳۹].

با توجه به توضیحات بیان شده، شاخص‌های چابکی به دلیل اهمیت بالای سرعت عمل در بخش‌های مختلف واحد تولیدی و قابلیت پاسخگویی به نیاز مشتریان همواره مورد توجه سازمان‌ها بوده و امروزه این موضوع پررنگ‌تر می‌باشد. از سوی دیگر، مولفه پایداری به دلیل در نظر داشتن هم‌زمان مولفه‌های اقتصادی، اجتماعی و زیست‌محیطی پراهمیت می‌باشد و صنعت ۴.۰ به دلیل سرعت بالای نفوذ در بخش‌های مختلف کسب‌وکار و به طور خاص واحدهای تولیدی بسیار مهم شده است. بنابراین انگیزه اصلی این مطالعه توسعه مدلی داده‌محور مبتنی بر تحلیل پوششی داده‌ها^۳ (DEA) می‌باشد که با در نظر داشتن هم‌زمان مولفه‌های چابکی، پایداری و صنعت ۴.۰ به ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی بپردازد. در این راستا، نوآوری اصلی این مطالعه در توسعه مدلی می‌باشد که بدون نیاز به مقایسه با دیگر گزینه‌ها، بتواند سطح عملکردی واحد تولیدی را محاسبه کرده و همچنین مولفه‌های چابکی، پایداری و صنعت ۴.۰ را به طور هم‌زمان در ارزیابی عملکرد لحاظ نماید.

با توجه به توضیحات بیان شده، در بخش ۲، روش‌شناسی پژوهش شامل بررسی مبانی نظری و ادبیات تحقیق و همچنین روش حل ارائه می‌شود و در بخش ۳ یافته‌های تحقیق ارائه شده و مبتنی بر آن‌ها نتایج مورد نظر تشریح خواهد شد.

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

در این بخش، نخست به بررسی مبانی نظری و پیشینه پژوهش پرداخته شده و سپس روش پژوهش شرح داده می‌شود.

مبانی نظری ارزیابی کارایی واحدهای تولیدی. ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی فرآیندی است که طی آن میزان کارایی، اثربخشی و مطابقت عملیات واحد تولیدی با اهداف و استراتژی‌های مشخص شده سنجیده می‌شود [۳]. این ارزیابی به سازمان‌ها امکان می‌دهد تا درک دقیق‌تری از وضعیت فعلی خود داشته باشند و برنامه‌ریزی‌های لازم برای بهبود عملکرد در آینده را انجام دهند [۲۶].

اهمیت ارزیابی عملکرد در سه مورد خلاصه می‌شود [۳]:

1. Internet of Things
2. Cyber physical System
3. Data Envelopment Analysis

- بهبود مستمر: ارزیابی عملکرد به شناسایی فرصت‌های بهبود در فرآیندها و محصولات کمک می‌کند. با اندازه‌گیری دقیق عملکرد و مقایسه آن با استانداردهای تعیین شده، واحدهای تولیدی می‌توانند نقاط ضعف و قوت خود را شناسایی کرده و اقدامات لازم برای رفع کاستی‌ها و تقویت نقاط قوت را اتخاذ کنند.
 - افزایش رقابت‌پذیری: در بازارهای جهانی و پویا، واحدهای تولیدی با ارزیابی مستمر عملکرد خود می‌توانند به سرعت به تغییرات بازار واکنش نشان دهند. این امکان می‌تواند به آن‌ها کمک کند تا برتری خود را نسبت به رقبای حفظ کنند و سهم بازار خود را افزایش دهند.
 - تعهد به استانداردهای کیفیت و پایداری: ارزیابی عملکرد به واحدهای تولیدی کمک می‌کند تا استانداردهای بین‌المللی کیفیت و پایداری را رعایت کنند. این امر نه تنها به افزایش اعتبار و اعتماد مشتریان منجر می‌شود، بلکه به کاهش اثرات زیست‌محیطی و بهبود شرایط کار برای کارکنان نیز کمک می‌کند.
- همانطور که در بخش قبل بیان شد، در ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی، مولفه‌های چابکی، پایداری و صنعت ۴/۰ بسیار پراهمیت می‌باشند که در ادامه به طور خلاصه هر کدام تعریف و کاربردهای آن‌ها در ارزیابی عملکرد بررسی می‌شود.
- چابکی و ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی.** چابکی به توانایی یک سازمان برای پاسخگویی سریع و مؤثر به تغییرات در محیط بازار، نیازهای مشتریان و شرایط داخلی خود اشاره دارد. این مفهوم شامل انعطاف‌پذیری در تصمیم‌گیری، توانایی سازگاری با تغییرات و بهره‌گیری از فرصت‌ها به شکل خلاقانه و مؤثر است [۴]. چابکی در واحدهای تولیدی به‌خصوص با ادغام فناوری‌های پیشرفته و رویکردهای نوین مدیریتی به دست می‌آید [۲۴].
- اهمیت و کاربرد چابکی در ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی به طور خلاصه شامل موارد زیر می‌باشد [۱۰]:
- توانایی پاسخ سریع به بازار: چابکی به واحدهای تولیدی امکان می‌دهد تا محصولات جدید را سریع‌تر و با هزینه‌ای کمتر به بازار عرضه کنند. این کار با کمک کاهش زمان‌های توسعه و تولید از طریق فرآیندهای خودکار و بهینه‌سازی شده امکان‌پذیر می‌شود. در نتیجه، شرکت‌ها می‌توانند سریع‌تر از رقبای به فرصت‌های بازار پاسخ دهند.
 - پاسخگویی به نیازهای متغیر مشتری: چابکی به واحدهای تولیدی این قابلیت را می‌دهد که به نیازهای در حال تغییر مشتریان پاسخ دهند. با تنظیم فرایندهای تولیدی بر اساس بازخوردهای مستقیم از بازار و تجزیه و تحلیل داده‌های مصرفی، می‌توانند محصولاتی را تولید کنند که دقیقاً نیازهای مشتریان را برآورده سازند.
 - مقاومت در برابر شوک‌های بازار و تغییرات ناگهانی: واحدهای تولیدی چابک قادرند به سرعت استراتژی‌ها و تولید خود را در پاسخ به بحران‌ها و تغییرات اقتصادی جهانی تطبیق دهند. این امر از طریق به‌کارگیری فناوری‌های پیشرفته و مدیریت داده‌ها به صورت زمان واقعی انجام می‌شود، که به شرکت‌ها کمک می‌کند تا در مواقع بحران مقاومت بیشتری داشته باشند و سریع‌تر به حالت عادی بازگردند.
- پایداری و ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی.** پایداری در زمینه تولید به توانایی یک شرکت برای اداره فعالیت‌های خود به گونه‌ای اشاره دارد که در بلندمدت، تأثیر منفی کمتری بر محیط زیست داشته باشد، ضمن اینکه مسئولیت‌های اجتماعی و اقتصادی خود را نیز به نحو احسن انجام دهد. این مفهوم شامل استفاده مؤثر و مسئولانه از منابع، کاهش آلودگی، حفاظت از محیط زیست و ترویج عدالت اجتماعی در درون و بیرون سازمان می‌شود [۱۲].
- اهمیت و کاربرد پایداری در ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی به طور خلاصه شامل موارد زیر می‌باشد [۱۶]:
- کاهش هزینه‌ها و افزایش بهره‌وری: پایداری می‌تواند به کاهش هزینه‌های عملیاتی کمک کند، به‌ویژه از طریق کاهش مصرف انرژی و مواد خام و بازیافت مواد زائد. این اقدامات نه تنها به کاهش هزینه‌ها کمک می‌کنند، بلکه بهره‌وری را نیز افزایش می‌دهند و تأثیر مثبتی بر سودآوری شرکت دارند.

- تعهد به مسئولیت‌های اجتماعی و رعایت قوانین: ادغام پایداری در ارزیابی عملکرد به شرکت‌ها کمک می‌کند تا اطمینان حاصل کنند که در راستای قوانین زیست‌محیطی و اجتماعی فعالیت می‌کنند. این موضوع به بهبود رابطه با ذینفعان مختلف، از جمله مشتریان، سرمایه‌گذاران و جامعه محلی کمک می‌کند و تصویر مثبتی از شرکت ایجاد می‌کند [۲۱].
- افزایش وفاداری مشتریان و دسترسی به بازارهای جدید: شرکت‌هایی که به پایداری اهمیت می‌دهند و آن را در عملکرد خود ادغام می‌کنند، اغلب شاهد افزایش وفاداری مشتریان هستند. مصرف‌کنندگان امروزی به دنبال خرید از برندهایی هستند که مسئولیت‌های اجتماعی و زیست‌محیطی خود را جدی می‌گیرند. این امر می‌تواند به دسترسی به بازارهای جدید و حتی برخی مزایای تجاری نظیر معافیت‌های مالیاتی و یارانه‌ها کمک کند.

صنعت ۴.۰ و ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی. صنعت ۴.۰ به چهارمین انقلاب صنعتی اشاره دارد که با تمرکز بر دیجیتالی‌سازی کردن و اتوماسیون سیستم‌های تولیدی و ادغام فناوری‌های پیشرفته مانند کلان داده‌ها^۱، هوش مصنوعی، رباتیک، اینترنت اشیاء (IoT)، و سیستم‌های سایبر-فیزیکی (CPS) مشخص می‌شود. این انقلاب به شرکت‌ها امکان می‌دهد که تولیدات خود را به گونه‌ای هوشمندانه‌تر و مؤثرتر اداره کنند، به افزایش بهره‌وری دست یابند و در عین حال به تقاضاهای مشتریان به شکل فردی پاسخ دهند [۳۹].

اهمیت و کاربرد صنعت ۴/۰ در ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی به طور خلاصه شامل موارد زیر می‌باشد [۷]:

- افزایش بهره‌وری و کاهش هزینه‌ها: صنعت ۴.۰ با اتوماتیک کردن فرآیندها و استفاده از سیستم‌های هوشمند در نظارت و کنترل تولید، به کاهش زمان تولید و افزایش دقت و کیفیت محصولات کمک می‌کند. این امور به کاهش هزینه‌های عملیاتی و افزایش کارایی خطوط تولید منجر می‌شود.
- پاسخگویی به نیازهای مشتری و شخصی‌سازی محصولات: با استفاده از داده‌های بزرگ و تجزیه و تحلیل پیشرفته، شرکت‌ها می‌توانند الگوهای مصرفی مشتریان را شناسایی کرده و محصولات را بر اساس نیازهای خاص هر مشتری تنظیم و تولید نمایند. این امر به افزایش رضایت مشتری و تقویت وفاداری آنها کمک می‌کند.
- توانایی نظارت و تحلیل در زمان واقعی: سیستم‌های سایبر-فیزیکی و IoT امکان نظارت دائم و تحلیل دقیق و لحظه‌ای داده‌های تولیدی را فراهم می‌آورند. این اطلاعات ارزشمند به مدیریت اجازه می‌دهد تا تصمیمات به‌موقع‌تر و دقیق‌تری بگیرند و در نتیجه به بهبود مستمر عملکرد کمک می‌کند.

بررسی ادبیات و پیشینه تحقیق. در این بخش مروری بر مقالات حوزه ارزیابی عملکرد کارخانه‌های تولیدی انجام می‌شود. به طور مثال عبدالباسط^۲ و همکاران (۲۰۲۰) یک رویکرد تلفیقی برای ارزیابی عملکرد مالی صنایع تولیدی با استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره و منطق فازی PLITH ارائه کردند [۱]. داده‌ها از طریق شاخص‌های عملکرد مالی شرکت‌های تولیدی جمع‌آوری شد و سپس با استفاده از روش PLITH شاخص‌ها وزن‌دار شده و سپس با استفاده از روش تاپسیس و ویکور گزینه‌ها اولویت‌بندی شدند. لی^۳ و همکاران (۲۰۲۰) مدلی برای ارزیابی عملکرد سبز تولید هوشمند ارائه کرده‌اند [۲۳]. آنها با استفاده از روش توسعه‌یافته تحلیل سلسله مراتبی^۴ (AHP) شاخص‌های ارزیابی را وزن‌دهی کرده و سپس با استفاده از روش PROMETHEE II واحدهای تولیدی هوشمند را ارزیابی و اولویت‌بندی کردند. قهرمانی^۵ و همکاران (۲۰۲۰) یک مدل داده‌محور و هوش مصنوعی برای ارزیابی فرآیندهای تولید هوشمند ارائه کردند. آنها با استفاده از شبکه عصبی عمیق مدل‌سازی ارزیابی فرآیندهای تولید هوشمند را توسعه دادند. یافته‌های آنها نشان می‌دهد که استفاده از رویکردهای ترکیبی می‌تواند به ارزیابی دقیق‌تر عملکرد واحدهای تولیدی کمک نماید [۱۸].

1. Big Data
2. Abdel-Basset
3. Li
4. Analytical Hierarchy Process
5. Ghahramani

اسکندری^۱ و همکاران (۲۰۲۲) چارچوبی برای ارزیابی و بهبود عملکرد کارخانه‌های دارویی با استفاده از ترکیبی از اصول تولید ناب و معیارهای پایداری ارائه کرده‌اند [۱۵]. آن‌ها از روش تحلیل پوششی داده‌ها برای ارزیابی کارایی نسبی خطوط تولید با ترکیب شاخص‌های تولید ناب و پایداری استفاده کردند. یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که مدل توسعه داده شده برای ارزیابی مناسب می‌باشد که وزن شاخص‌های ارزیابی با استفاده از روش بهترین بدترین محاسبه شده است. یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که با ترکیب اصول تولید ناب و معیارهای پایداری، این چارچوب به شرکت‌های دارویی کمک می‌کند تا به طور همزمان کارایی و اثرات زیست‌محیطی خود را ارتقا دهند. آرال و میشر^۲ (۲۰۲۲) مطالعه‌ای با هدف ارزیابی کارایی تولید محصولات کشاورزی در ایالت‌های مختلف هند با استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها ارائه کرده‌اند [۲۸]. داده‌های آن‌ها مربوط به ۱۷ ایالت و در سال‌های ۲۰۰۸ تا ۲۰۱۸ می‌باشند. یافته‌ها نشان می‌دهد که کارایی واحدهای تولید کشاورزی در ایالت‌های مختلف هند متفاوت است. همچنین یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که استفاده از کد مناسب یکی از عوامل کلیدی در کارایی تولید محصولات کشاورزی است. هیسو^۳ و همکاران (۲۰۲۳) به ارزیابی کارایی بخش کشاورزی در مناطق مختلف چین با استفاده از مدل DEA پویای مبتنی بر مالکویست^۴ پرداختند [۲۰]. داده‌های این مطالعه در بازه زمانی سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۸ جمع‌آوری شدند که از مدل SBM-DEA^۵ برای ارزیابی کارایی آن‌ها استفاده شده است. یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که کارایی بخش کشاورزی در طول زمان افزایش یافته و در مناطق توسعه‌یافته مانند پکن و شانگهای، از لحاظ فنی کارایی بالایی داشتند. علی^۶ و همکاران (۲۰۲۳) یک رویکرد ترکیبی برای ارزیابی عملکرد در محیط تولید پایدار ارائه کردند [۲]. آن‌ها از روش تحلیل سلسله‌مراتبی شبکه‌ای^۷ (ANP) برای وزن‌دهی شاخص‌ها استفاده کرده و سپس با استفاده از DEA کارایی واحدهای تولیدی را ارزیابی کردند. یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که واحدهای تولیدی که میزان کربن کمتری تولید می‌کنند عملکرد بهتری داشتند. رنا^۸ و همکاران (۲۰۲۴) مقاله‌ای با هدف ارزیابی عملکرد سیاست‌های پیکربندی در سیستم‌های تولیدی با استفاده از شبیه‌سازی ارائه کرده است [۲۷]. آن‌ها معیارهای عملکردی مختلفی برای ارزیابی ارائه کردند که مهم‌ترین آن‌ها شامل زمان سربار، بهره‌وری ماشین‌آلات و هزینه‌های تولید می‌باشد. اسدآبادی و همکاران (۲۰۲۵) یک سامانه هیبریدی خورشیدی-ژئوترمال^۹ را با هدف ارزیابی و بهینه‌سازی عملکرد انرژی، انرژی^{۱۰}، اقتصادی و زیست‌محیطی توسعه دادند [۵]. آن‌ها با استفاده از بهینه‌سازی ترکیبی الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی نشان دادند که سیستم قادر به افزایش بازده انرژی، کاهش هزینه کل و کاهش معنادار انتشار CO₂ است. همچنین تیگوه^{۱۱} و همکاران (۲۰۲۵) به توسعه و ارزیابی عملکرد یک خشک‌کن خورشیدی گلخانه‌ای برای محصول تف^{۱۲} برداشت‌شده اما خرمن‌نشده پرداختند [۳۵]. نتایج نشان داد خشک‌کن با جریان همرفتی اجباری نسبت به خشک‌کردن طبیعی و آفتابی عملکرد بهتری دارد و مدل میدیلی^{۱۳} و همکاران بهترین برازش را در تحلیل سینتیک خشک‌شدن ارائه می‌دهد. یافته‌ها بیانگر ظرفیت بالای این سامانه در کاهش ضایعات پس از برداشت و بهبود کیفیت محصول است. تیواری و کومار^{۱۴} (۲۰۲۵) نیز عملکرد یک سامانه نم‌سازی-طوبت‌زدایی خورشیدی برای نم‌زدایی آب دریا را به صورت تجربی ارزیابی کردند [۳۶]. تحلیل‌های انرژی، انرژی، پایداری و اقتصادی نشان داد که افزایش نرخ جریان هوا موجب بهبود بازده سیستم و افزایش تولید آب شیرین می‌شود. نتایج حاکی از قابلیت این سامانه به عنوان یک راهکار پایدار و کم‌هزینه برای مقابله با کمبود آب است. همچنین وانگ^{۱۵} و همکاران (۲۰۲۵) یک سیستم شاخص ارزیابی

1. Eskandari

2. RL & Mishra

3. Hsu

4. Malmquist

5. Slacks-Based Measure Data Envelopment Analysis

6. Ali

7. Analytical Network Process

8. Renna

9. hybrid solar-geothermal

10. Exergy

11. Tiguh

12. Teff crops

13. Midilli

14. Tiwari and Kumar

15. Wang

عملکرد کربنی برای بنگاه‌های صنعتی چین با رویکرد گذار کم‌کربن توسعه دادند [۳۸]. نتایج نشان داد عملکرد کربنی صنایع طی دوره ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۱ روندی افزایشی داشته، اما همچنان بهینه‌سازی هزینه‌های کربن و ساختار مصرف انرژی چالش اصلی باقی مانده است. این مطالعه نقش مهم سرمایه‌گذاری زیست‌محیطی و سیاست‌های نظارتی را در بهبود عملکرد کربنی برجسته می‌کند. خلاصه مرور ادبیات در جدول ۱ نشان داده شده است.

طبق بررسی‌های صورت گرفته در ادبیات تحقیق و همچنین جدول خلاصه ادبیات مشاهده می‌شود که مطالعات ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی، غالباً بر ابعاد پایداری و تولید سبز متمرکز می‌باشند. بنابراین در نظر داشتن هم‌زمان چند مولفه در ارزیابی‌ها می‌تواند خروجی‌ها و نتایج دقیق‌تر ارائه دهد. از سوی دیگر، استفاده از روش‌های ترکیبی داده‌محور در ارزیابی واحدهای تولیدی، کارایی بالاتری در نتایج ارزیابی دارد که در این مطالعه بر آن‌ها تمرکز شده است. بنابراین به طور خلاصه، مهمترین نوآوری‌های این مطالعه عبارت‌اند از: (۱) در نظر گرفتن هم‌زمان شاخص‌های چابکی، پایداری و صنعت ۴.۰ (دیجیتالی‌شدن) در ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی؛ (۲) استفاده از رویکرد ترکیبی داده‌محور در ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین.

جدول ۱. خلاصه مرور ادبیات تحقیق

روش حل	پارادایم‌های ارزیابی			محقق (سال)
	دیجیتالی شدن	پایداری	چابکی	
MCDM - PLITH			*	عبدالباسط و همکاران (۲۰۲۰) [۱]
AHP - PROMETHEE II	*	*		لی و همکاران (۲۰۲۰) [۲۳]
Artificial neural network	*			قهرمانی و همکاران (۲۰۲۰) [۱۸]
DEA - BWM		*		اسکندری و همکاران (۲۰۲۲) [۱۵]
DEA		*		آرال و میشرا (۲۰۲۲) [۲۸]
SBM - DEA		*		هیسو و همکاران (۲۰۲۳) [۲۰]
ANP - VIKOR - DEA		*		علی و همکاران (۲۰۲۳) [۲]
Simulation	*			رنا و همکاران (۲۰۲۴) [۲۷]
ANN - GA - Exergy/Economic Analysis		*	*	اسدآبادی و همکاران (۲۰۲۵) [۵]
Experimental analysis - Drying kinetics modeling		*		تیگو و همکاران (۲۰۲۵) [۳۵]
Energy-Exergy-Sustainability-Economic Analysis		*		تیواری و کومار (۲۰۲۵) [۳۶]
Carbon performance index system - Multidimensional evaluation		*		وانگ و همکاران (۲۰۲۵) [۳۸]
FBWM - DEA - Random Forest	*	*	*	مطالعه حاضر

۳. روش‌شناسی پژوهش

در این بخش، روش‌شناسی و ابزارهای استفاده‌شده در پژوهش تشریح می‌شود. در این راستا، در گام نخست روش بهترین - بدترین فازی تشریح شده و سپس روش تحلیل پوششی داده‌ها و مدل مورد استفاده بیان خواهد شد. همچنین الگوریتم جنگل تصادفی که برای توسعه مدل ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی توسعه داده می‌شود مورد بررسی قرار می‌گیرد. به طور کلی فرآیند اجرای پژوهش بدین صورت است که شاخص‌های ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی با استفاده از روش بهترین - بدترین فازی وزن‌دهی می‌شوند که هدف از این بخش اعمال وزن و

تأثیر اهمیت شاخص‌ها بر ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی است. برای استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی که یک الگوریتم طبقه‌بندی است، می‌بایست مجموعه داده‌های مورد استفاده برچسب کارایی داشته باشند. در این راستا، روی مجموعه داده‌های ساخت و توسعه مدل یادگیری ماشین می‌بایست برچسب ایجاد شود که این موضوع با استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها انجام شده است. به عبارتی تحلیل پوششی داده‌ها مجموعه داده‌های توسعه مدل یادگیری ماشین جنگل تصادفی را برچسب‌گذاری می‌کند.

روش بهترین-بدترین فازی. روش بهترین-بدترین نخستین بار در سال ۲۰۱۵ ارائه گردید [۳۰]. این روش بر مبنای مقایسات زوجی و بهره‌گیری از مدل برنامه ریزی خطی استوار است. در این روش به جای انجام مقایسات زوجی برای تمامی شاخص‌ها (معیارها و زیر معیارها) با یکدیگر که در تحلیل سلسله مراتبی انجام می‌گیرد، از بین شاخص‌ها بهترین و بدترین شاخص را انتخاب نموده و بقیه شاخص‌ها را با این دو شاخص مقایسه می‌نماید [۳۰]. همچنین در این روش یک فرمول برای محاسبه نرخ ناسازگاری جهت بررسی اعتبار مقایسات در نظر گرفته شده است [۲۹]. از جمله ویژگی‌های برجسته‌ی این روش نسبت به سایر روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره می‌توان به این موارد اشاره کرد: (۱) نیاز به داده‌های مقایسه‌ای کمتری دارد. (۲) این روش منجر به مقایسه‌ای استوارتر می‌شود، بدین معنی که جواب‌های قابل اطمینان‌تری می‌دهد.

گائو و ژائو (۲۰۱۷) به منظور مواجهه با فضای عدم قطعیت، روش بهترین-بدترین فازی را ارائه کردند [۳۰]. در روش بهترین-بدترین فازی نخست بهترین و بدترین متغیرها انتخاب می‌شود. سپس داده‌های مورد نظر از طریق جداول مقایسه زوجی خبرگان تکمیل شده و در نهایت ارجحیت شاخص‌ها محاسبه می‌شود. مقادیر فازی مورد استفاده در این مطالعه در جدول ۲ نشان داده شده است.

جدول ۲. متغیرهای زبانی تکمیل پرسشنامه

متغیر زبانی	$\tilde{\alpha}_{BW}$
ترجیح برابر	(۱،۱،۱)
ترجیح کم تا متوسط	(۱،۱.۵،۱.۵)
ترجیح متوسط	(۱،۲،۲)
ترجیح متوسط تا زیاد	(۳،۳.۵،۴)
ترجیح زیاد	(۳،۴،۴.۵)
ترجیح زیاد تا خیلی زیاد	(۳،۴.۵،۵)
ترجیح خیلی زیاد	(۵،۵.۵،۶)
ترجیح خیلی زیاد تا کاملاً زیاد	(۵،۶،۷)
ترجیح کاملاً زیاد	(۵،۷،۹)

متناسب با داده‌های جمع‌آوری شده و متناسب با مدل زیر مقدار بردار وزنی شاخص‌ها محاسبه می‌شود. مدل برنامه‌ریزی غیرخطی جهت محاسبه وزن شاخص‌ها به صورت زیر ارائه شده است.

$$\min \xi^* \quad \text{رابطه (۱)}$$

$$s.t. \begin{cases} \left| \frac{(l_j^w, m_j^w, u_j^w)}{(l_j^w, m_j^w, u_j^w)} - (l_{jw}, m_{jw}, u_{jw}) \right| \leq (k^*, k^*, k^*) \forall j \\ \left| \frac{(l_j^w, m_j^w, u_j^w)}{(l_j^w, m_j^w, u_j^w)} - (l_{jw}, m_{jw}, u_{jw}) \right| \leq (k^*, k^*, k^*) \forall j \\ \sum_{j=1}^n R(\tilde{w}_j) = 1 \forall j \\ l_j^w \leq m_j^w \leq u_j^w \forall j \\ l_j^w \geq 0 \forall j \end{cases}$$

که در آن $R(\tilde{w}_i)$ بیانگر فازی زدایی شده مقدار $\tilde{w}_i$ است که از رابطه ۲ قابل تعیین است.

$$R(\tilde{a}) = \frac{l + 4m + u}{6} \quad \text{رابطه (۲)}$$

با حل مدل فوق می‌توان وزن‌های فازی بهینه $(\tilde{w}_1^*, \tilde{w}_2^*, \dots, \tilde{w}_n^*)$ را بدست آورد. نرخ سازگاری یک شاخص مهم برای بررسی میزان سازگاری مقایسات زوجی است. بر طبق گائو و ژائو (۲۰۱۷) نرخ سازگاری را می‌توان با استفاده از رابطه زیر محاسبه نمود.

$$CR = \frac{K^*}{CI}$$

مقدار شاخص سازگاری براساس مقدار $\tilde{\alpha}_{BW}$ در جدول ۳ نشان داده شده است. هر چه مقدار CR به صفر نزدیک‌تر باشد. بردارهای مقایسه بهترین معیار با دیگر معیارها^۱ (BO) و دیگر معیارها با بدترین معیار^۲ (OW) دارای سازگاری بیشتری است. هرچند مقدار مشخصی برای تعیین سازگاری یا عدم سازگاری بردارهای BO و OW وجود ندارد.

جدول ۳. شاخص‌های سازگاری روش بهترین - بدترین فازی

تعداد خبره	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹
شاخص سازگاری	۲	۲/۴	۳	۳/۸	۴/۶	۵/۲۹	۶/۶۹	۷/۳	۸/۰۴

روش تحلیل پوششی داده‌ها. برای تعیین برچسب داده‌ها که به صورت عددی و پیوسته مشخص می‌شود از روش تحلیل پوششی داده‌ها استفاده می‌شود. داده‌های مورد نظر از واحدهای تولیدی بر اساس شاخص‌های مختلف و بدون برچسب‌ها یا نمرات کارایی است که برای تعیین نمره تأمین‌کنندگان بر اساس شاخص‌ها استفاده می‌شود و سپس با استفاده از مدل پیش‌بینی جنگل تصادفی و ارزیابی مبتنی بر داده واحدهای تولیدی ایجاد می‌شود. تحلیل پوششی داده‌ها یکی از روش‌های مؤثر برای ارزیابی عملکرد است [۱۴، ۲۲]. از آنجایی که توسعه منابع اولیه و به اصطلاح ورودی‌های یک سازمان دشوارتر از بهینه‌سازی خروجی‌های یک سازمان است، در این تحقیق، تمرکز بر بهینه‌سازی خروجی‌های سازمان با کنترل ثابت ورودی‌ها است تا مبتنی بر آن، خروجی‌ها افزایش یابند و موجب کارایی بیشتر واحدهای تولیدی شود. مدل ریاضی مورد نظر در ادامه آورده شده است که از مدل اندرسون-پترسون [۸] استفاده می‌کند. باید توجه داشت که از رویکرد محوریت خروجی استفاده شده است. مدل فوق کارآمد (اندرسون-پترسون) - مدل اصلی (ضربی) در مدل (۳) نشان داده شده است و مدل فوق کارآمد (اندرسون-پترسون) - مدل ثانویه (پوششی) در مدل (۴) نمایش داده شده است [۴۰].

$$\text{CMax } Z_k = \sum_{r=1}^s u_r y_{rk}$$

subject to

$$\sum_{i=1}^m v_i x_{ik} = 1$$

رابطه (۳)

$$(j = 12 \dots n); j \neq k \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0$$

$$u_r, v_i \geq \varepsilon$$

$$\text{minimize } Y_0 = \theta - \left(\sum_{r=1}^s \varepsilon s_r^+ + \sum_{i=1}^m \varepsilon s_i^- \right)$$

subject to

$$(i = 12 \dots m) \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n \lambda_j x_{ij} + s_i^- = \theta x_{ik} \quad \text{رابطه (۴)}$$

$$(r = 12 \dots s) \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^n \lambda_j y_{rj} - s_r^+ = \theta y_{rk}$$

$$(i = 12 \dots m; r = 12 \dots s) \theta \text{ free variable} \quad \lambda_j s_r^+ s_i^- \geq 0$$

جایی که X_i و Y_r مقادیر متغیر ورودی i و متغیر خروجی r برای هر واحد تصمیم‌گیری^۱ (DMU) هستند. علاوه بر این، U_i و V_i نشان‌دهنده وزن‌های متغیر ورودی i و متغیر خروجی r می‌باشند. در نهایت، تعداد واحدهای تصمیم‌گیری با k نمایش داده می‌شود. مدل‌های پایه‌ای DEA به دلیل نبود رتبه‌بندی کامل بین واحدهای کارآمد، امکان مقایسه آسان واحدهای یادشده را فراهم نمی‌کنند. زیرا در این مدل‌ها، تمام واحدهای تصمیم‌گیری کارآمد به آن‌ها نمره کارایی ۱ اختصاص داده شده و نمره پیوسته‌ای وجود ندارد. به عبارت دیگر، اثربخشی و حفظ سطح ناکارآمدی واحدهای ناکارآمد اجتناب‌ناپذیر است. در ارزیابی مدل اندرسون-پترسون، واحد مورد بررسی از ارزیابی حذف می‌شود و این باعث می‌شود که تعداد واحدهای کارآمد اختصاص داده شده در مدل رتبه‌بندی کامل مدل اندرسون-پترسون باشد. بنابراین، از آنجا که هدف این مطالعه طراحی مدلی برای رتبه‌بندی تأمین‌کنندگان است، از مدل اندرسون-پترسون در اینجا استفاده می‌شود.

الگوریتم جنگل تصادفی. الگوریتم جنگل تصادفی^۲ یکی از روش‌های یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی و رگرسیون است که با استفاده از ترکیب چندین درخت تصمیم^۳ کار می‌کند [۳۳]. این الگوریتم با ایجاد تنوع در مدل‌سازی از طریق ساختن چندین درخت تصمیم بر اساس نمونه‌های مختلف از داده‌ها و استفاده از تکنیک‌های تصادفی‌سازی در انتخاب ویژگی‌ها، به بهبود دقت پیش‌بینی و کاهش مشکل بیش‌برازش کمک می‌کند [۱۱].

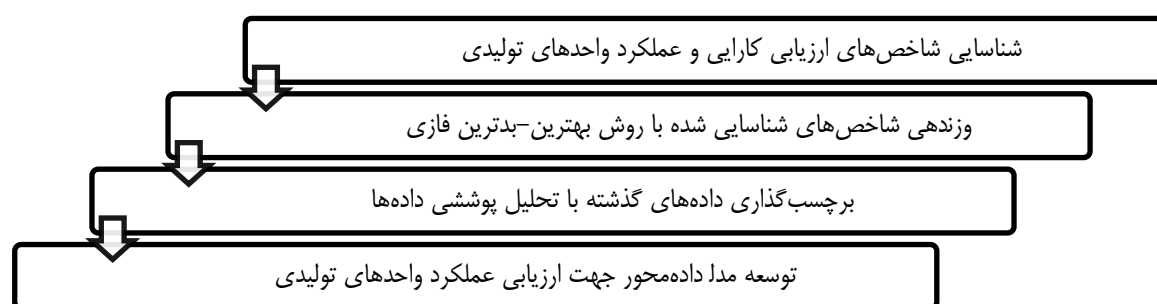
گام‌های اجرای الگوریتم جنگل تصادفی شامل موارد زیر می‌باشد [۳۳]:

۱. نمونه‌برداری تصادفی: از مجموعه داده‌های اصلی، چندین نمونه تصادفی با جایگذاری^۴ ایجاد می‌شود. هر نمونه به عنوان داده‌های آموزشی برای یک درخت تصمیم استفاده می‌شود.
۲. ساخت درخت تصمیم: برای هر نمونه، یک درخت تصمیم ساخته می‌شود. در هر تقسیم^۵ از درخت، به جای بررسی تمام ویژگی‌ها، تعداد مشخصی از ویژگی‌ها به طور تصادفی انتخاب می‌شوند و بهترین تقسیم بر اساس این ویژگی‌ها انجام می‌شود. این رویکرد موسوم به انتخاب تصادفی ویژگی‌ها^۶ است.
۳. رشد درخت‌ها: هر درخت به طور مستقل و تا حد ممکن عمیق رشد می‌کند بدون اینکه هرس شود، این کار می‌تواند منجر به ساخت درخت‌هایی با پیچیدگی بالا و تطابق شدید با داده‌های آموزشی شود.
۴. ترکیب پیش‌بینی‌ها: پس از آموزش تمام درختان، پیش‌بینی الگوریتم جنگل تصادفی بر اساس میانگین‌گیری (در مسائل رگرسیون) یا رأی‌گیری اکثریت (در مسائل طبقه‌بندی) از پیش‌بینی‌های هر درخت انجام می‌شود.

1. Decision Making Unit
2. Random Forest
3. Decision Trees
4. Bootstrap Sampling
5. Split
6. Random Feature Selection

الگوریتم جنگل تصادفی به دلیل توانایی بالا در کنترل بیش‌برازش، دقت بالا و تحمل خوب نسبت به داده‌های ناکامل، در زمینه‌های متنوعی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این الگوریتم همچنین قادر به مدیریت تعداد بزرگی از ویژگی‌ها و داده‌های بزرگ است و اغلب در مسائل پیچیده که شامل تعداد زیادی متغیر هستند، کاربرد دارد [۱۱].

روش‌شناسی. همانطور که در بخش‌های مختلف بیان شد، هدف اصلی این مطالعه توسعه مدلی جهت ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی می‌باشد. در این راستا، گام نخست شناسایی شاخص‌های ارزیابی کارایی و عملکرد واحدهای تولیدی می‌باشد. سپس با استفاده از روش بهترین بدترین فازی وزن شاخص‌ها محاسبه می‌شود و بعد از آن با انتخاب مهم‌ترین شاخص‌ها، برچسب عملکرد داده‌ها برآورد می‌شود. در گام آخر نیز با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی، مدلی توسعه داده می‌شود که مبتنی بر داده‌های مستند سازمانی، عملکرد واحدهای تولیدی برآورد می‌شود. به طور کلی ساختار گام‌های پژوهش در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱. گام‌های انجام پژوهش

نکته قابل توجه این است که مدل توسعه یافته در این مقاله ساختاری را فراهم می‌کند که سازمان‌ها و واحدهای تولیدی می‌توانند با استفاده از آن کارایی واحد خود را به تنهایی مورد سنجش و ارزیابی قرار دهند و نیازی به مقایسه واحد تولیدی با واحدهای دیگر نمی‌باشد. اکثر مطالعات حوزه ارزیابی کارایی مبتنی بر روش‌های تحلیل پوششی داده‌ها یا رویکردهای تصمیم‌گیری چندمعیاره، ساختاری توسعه می‌دهند که همواره می‌بایست در مقایسه چند گزینه، عملکرد آن‌ها ارزیابی شود که رویکرد این مطالعه چنین شکافی را پوشش می‌دهد.

۴. تحلیل داده و یافته‌های پژوهش

در این بخش، نخست شاخص‌های ارزیابی واحدهای تولیدی شناسایی می‌شوند. سپس شاخص‌ها با استفاده از روش بهترین بدترین فازی وزن‌دهی می‌شوند و از بین شاخص‌ها مهم‌ترین آن‌ها انتخاب می‌شود. نکته قابل توجه این است که تعداد متغیرهای ورودی و خروجی در مدل، متناسب با تعداد گزینه‌ها در مدل تحلیل پوششی داده‌ها است. به همین جهت می‌بایست کمتر از نیمی از تعداد گزینه‌ها را به عنوان مجموع متغیرهای ورودی و خروجی انتخاب کرد. سپس با برچسب‌گذاری داده‌های نمونه، مدلی داده‌محور برای ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی توسعه داده می‌شود.

شناسایی شاخص‌ها. جهت شناسایی شاخص‌های ارزیابی، سه دسته شاخص‌های تخصصی شامل چابکی، پایداری و دیجیتالی‌شدن و دسته عمومی انتخاب شدند. شاخص‌های ارزیابی آن‌ها به همراه تعریف هر شاخص در جدول ۴ نشان داده شده است.

جدول ۴. تعریف شاخص‌های ارزیابی واحد تولیدی

دسته	شاخص	شرح شاخص	منبع
چابکی	سرعت	مدت زمان تولید محصول از لحظه سفارش گذاری	[۳۴] Telemaco et al, ۲۰۲۰
	کیفیت	شاخص کیفیت محصولات تولیدی	[۳۰] Sazvar et al, ۲۰۲۲
	انعطاف‌پذیری	سرعت واحد تولیدی در تغییر برنامه‌های تولید	[۲۹] Rostami et al, ۲۰۲۳
	ظرفیت تولید	میزان ظرفیت واحد تولیدی در یک روز کاری	[۱۷] ForouzeshtNejad, ۲۰۲۳
پایداری	ظرفیت اضافی	توانایی واحد تولیدی برای تولید محصول اضافی در شرایط اضطراری	[۱۷] ForouzeshtNejad, ۲۰۲۳
	زیرساخت مالی	میزان سرمایه و توانایی مالی واحد تولیدی	[۲۹] Rostami et al, ۲۰۲۳
	توجه به کارکنان	متوسط عمر نیروی انسانی در واحد تولیدی	[۲۹] Rostami et al, ۲۰۲۳
	بیمه کارکنان	میزان توجه واحد سازمانی به بیمه کارکنان	[۳۰] Sazvar et al, ۲۰۲۲
دیجیتالی شدن	گواهی‌نامه زیست‌محیطی	داشتن تعداد گواهی‌نامه‌های زیست‌محیطی	[۳۰] Sazvar et al, ۲۰۲۲
	مدیریت ضایعات	میانگین ضایعات تولیدی در هر روز کاری	[۱۷] ForouzeshtNejad, ۲۰۲۳
	هوشمندبودن کسب‌وکار	میزان استفاده از فناوری‌های نوین و اتوماسیون در فرآیندهای تولیدی	[۱۷] ForouzeshtNejad, ۲۰۲۳
	استفاده از روباتیک	میزان استفاده از روباتیک در خط تولید	[۲۹] Rostami et al, ۲۰۲۳
عمومی	اینترنت اشیاء	استفاده از اینترنت اشیاء در فرآیندها و تولید	[۲۹] Rostami et al, ۲۰۲۳
	برنامه‌ریزی داده‌محور	استفاده از داده‌ها در برنامه‌ریزی تولید	[۱۷] ForouzeshtNejad, ۲۰۲۳
	سرمایه راه‌اندازی	میزان سرمایه اولیه جهت راه‌اندازی واحد تولیدی	[۱۷] ForouzeshtNejad, ۲۰۲۳
	تعداد منابع انسانی	تعداد منابع انسانی فعال در واحد تولیدی	[۳۰] Sazvar et al, ۲۰۲۲
	تعداد دستگاه تولید	تعداد دستگاه و تجهیزات مورد استفاده در واحد تولیدی	[۱۷] ForouzeshtNejad, ۲۰۲۳
	هزینه‌ها	میزان هزینه‌های سالانه در واحد تولیدی	[۳۰] Sazvar et al, ۲۰۲۲
	درآمدها	میزان درآمد ماهانه در واحد تولیدی	[۲۹] Rostami et al, ۲۰۲۳

وزن‌دهی شاخص‌ها. برای وزن‌دهی شاخص‌ها، از روش بهترین-بدترین فازی استفاده می‌شود. در این راستا، پرسشنامه مقایسات زوجی متناسب با ساختار پرسشنامه استاندارد روش بهترین-بدترین فازی طراحی شده و در اختیار سه گروه خبرگان قرار گرفت. گروه نخست خبرگان شامل اساتید دانشگاهی و پژوهشگران حوزه ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی می‌باشند. گروه دوم خبرگان شامل مدیران ارشد سازمان‌های تولیدی مورد مطالعه بوده و گروه سوم خبرگان شامل مدیران اجرایی و کارشناسان باتجربه در این حوزه می‌باشند. وزن‌دهی شاخص‌ها به صورت وزن داخلی و وزن نهایی در جدول ۵ نشان داده شده است.

جدول ۵. وزن شاخص‌ها و دسته‌های آن‌ها

ردیف	دسته	وزن دسته	شاخص	وزن داخلی	وزن نهایی
۱	چابکی	۰/۳۲۸۷۷	سرعت	۰/۲۸۵۷۲	۰/۰۹۳۹۳۶
۲			کیفیت	۰/۲۰۲۶۲	۰/۰۶۶۶۱۵
۳			انعطاف‌پذیری	۰/۲۲۱۴۰	۰/۰۷۲۷۹۰
۴			ظرفیت تولید	۰/۱۷۷۵۷	۰/۰۵۸۳۸۰
۵	پایداری	۰/۲۳۷۵۸	ظرفیت اضافی	۰/۱۱۲۶۹	۰/۰۳۷۰۴۹
۶			زیرساخت مالی	۰/۳۱۹۱۵	۰/۰۷۵۸۲۴
۷			توجه به کارکنان	۰/۱۶۸۴۰	۰/۰۴۰۰۰۸

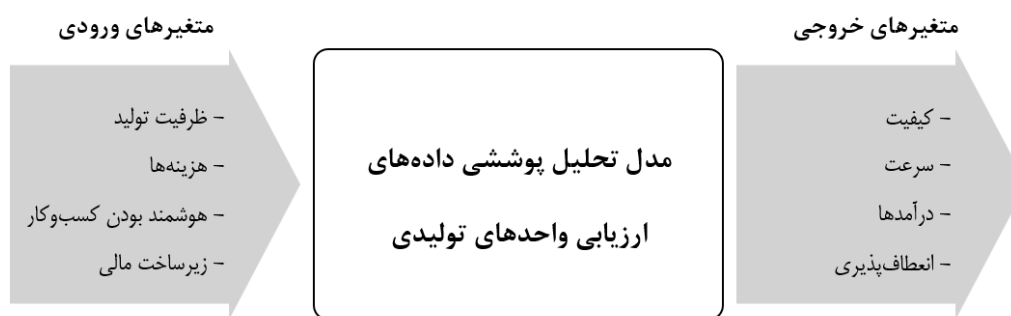
ردیف	دسته	وزن دسته	شاخص	وزن داخلی	وزن نهایی
۸			بیمه کارکنان	۰/۱۰۹۰۲	۰/۰۲۵۹۰۱
۹			گواهی‌نامه زیست‌محیطی	۰/۰۱۹۸۶۹	۰/۰۴۷۲۰۵
۱۰			مدیریت ضایعات	۰/۲۰۴۷۴	۰/۰۴۸۶۴۲
۱۱			هوشمندبودن کسب‌وکار	۰/۳۶۰۸۴	۰/۰۶۲۳۴۶
۱۲	دیجیتالی	۰/۱۷۲۷۸	استفاده از روباتیک	۰/۲۲۰۹۶	۰/۰۳۸۱۷۷
۱۳	شدن		اینترنت اشیاء	۰/۱۴۰۲۳	۰/۰۲۴۲۲۹
۱۴			برنامه‌ریزی داده‌محور	۰/۲۷۷۹۷	۰/۰۴۸۰۲۸
۱۵			سرمایه راه‌اندازی	۰/۱۹۳۸۹	۰/۰۵۰۵۸۰
۱۶			تعداد منابع انسانی	۰/۱۴۸۸۰	۰/۰۳۸۸۱۷
۱۷	عمومی	۰/۲۶۰۸۷	تعداد دستگاه تولید	۰/۱۰۱۵۶	۰/۰۲۶۴۹۴
۱۸			هزینه‌ها	۰/۲۴۰۸۷	۰/۰۶۲۸۳۶
۱۹			درآمدها	۰/۳۱۴۸۹	۰/۰۸۲۱۴۵

طبق یافته‌های جدول ۵ مشاهده می‌شود که شاخص‌های چابکی مهم‌ترین دسته شاخص‌های ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی می‌باشند که از میان تمامی شاخص‌ها، شاخص‌های سرعت، کیفیت، انعطاف‌پذیری، ظرفیت تولید، زیرساخت مالی، هوشمندبودن کسب‌وکار، هزینه‌ها و درآمدها می‌باشند. برای اعتبارسنجی شاخص‌های شناسایی شده از نرخ ناسازگاری استفاده می‌شود که در جدول ۶ گزارش شده است که طبق یافته‌های آن نشان داده می‌شود که نرخ ناسازگاری در تمامی بخش‌ها کمتر از ۰/۱ بوده و بنابراین اعتبار ارزیابی‌ها در تمامی بخش‌ها اثبات شده است.

جدول ۶. نرخ ناسازگاری بخش‌های مختلف پرسشنامه

ردیف	دسته ارزیابی	نرخ ناسازگاری
۱	تمامی دسته‌ها	۰/۰۶۵۸۴
۲	چابکی	۰/۰۴۸۹۵
۳	پایداری	۰/۰۲۵۸۹
۴	دیجیتالی شدن	۰/۰۷۹۸۴
۵	عمومی	۰/۰۹۸۷۴

تعیین برچسب داده‌ها با تحلیل پوششی داده‌ها. همانطور که اشاره شد، در مدل تحلیل پوششی داده‌ها، به دلیل محدودیت تعداد گزینه‌ها، تعداد متغیرهای ورودی و خروجی محدود می‌شوند. در این راستا، از میان شاخص‌های ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی، هشت مورد از مهم‌ترین شاخص‌ها که وزن بیشتری به دست آوردند انتخاب شده و مبتنی بر آن‌ها مدل تحلیل پوششی داده‌ها با رویکرد اندرسون-پیترسون توسعه داده شد. متناسب با ماهیت شاخص‌های انتخاب شده مدل تحلیل پوششی داده‌های مورد نظر در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲. ساختار مدل تحلیل پوششی داده‌های مقاله حاضر

جدول ۷. کارایی واحدهای تولیدی

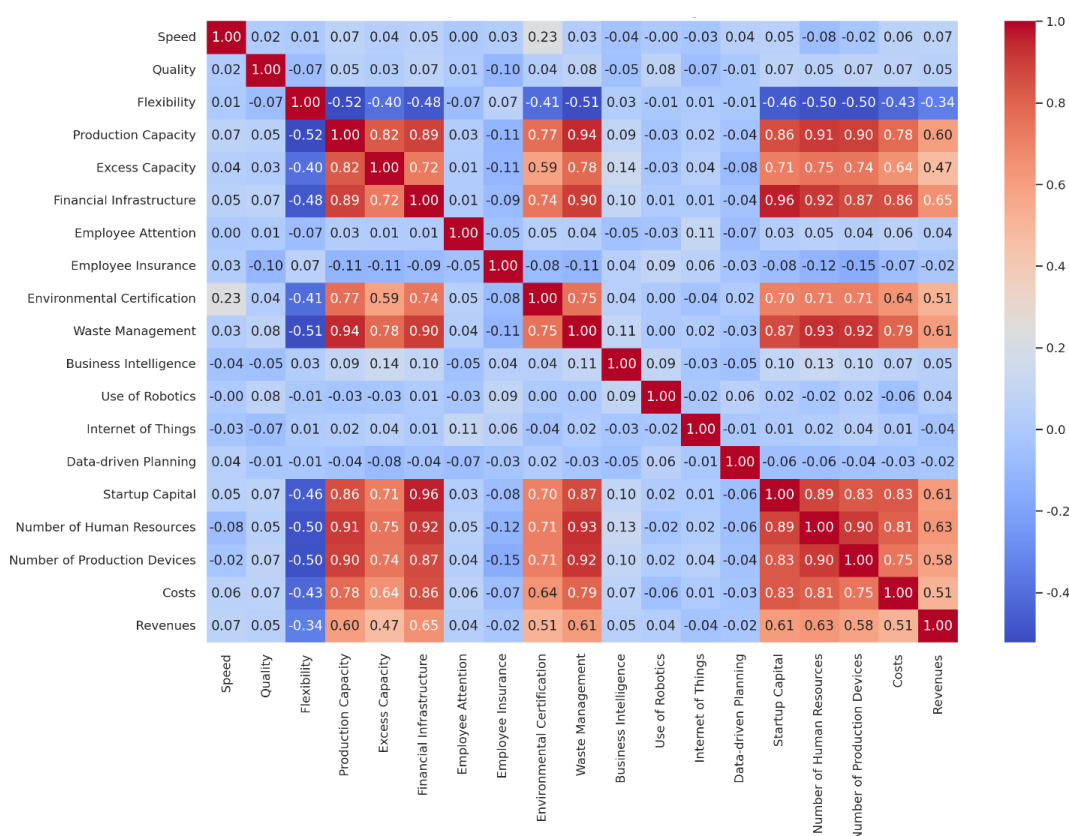
واحد ارزیابی	نمره ارزیابی	برچسب کارایی
تولیدکننده ۰۱	۱/۰۸	کارای ضعیف
تولیدکننده ۰۲	۱	کارای ضعیف
تولیدکننده ۰۳	۱/۰۷۱	کارای ضعیف
تولیدکننده ۰۴	۱/۱۲۵	کارا
تولیدکننده ۰۵	۱/۴۳۱	کارا
تولیدکننده ۰۶	۰/۷۳۳	کارای ضعیف
تولیدکننده ۰۷	۰/۶۹۳	ناکارا
تولیدکننده ۰۸	۱/۶۶۴	کارای قوی
تولیدکننده ۰۹	۰/۵۹۸	ناکارا
تولیدکننده ۱۰	۲/۸۷۷	کارای قوی
تولیدکننده ۱۱	۰/۹۵۹	کارای ضعیف
تولیدکننده ۱۲	۱/۱۰۳	کارا
تولیدکننده ۱۳	۲/۲	کارای قوی
تولیدکننده ۱۴	۱/۰۸۱	کارای ضعیف
تولیدکننده ۱۵	۰/۹۸۴	کارای ضعیف
تولیدکننده ۱۶	۱/۸۶۱	کارای قوی
تولیدکننده ۱۷	۲/۱۳۴	کارای قوی
تولیدکننده ۱۸	۲/۱۶۲	کارای قوی
تولیدکننده ۱۹	۱/۳۱۴	کارا

برای توسعه این مدل از داده‌های ۴۰ شرکت بورسی و اطلاعات عملکردی ۶ ماهه و یک ساله آن‌ها در بازه زمانی ۱۳۹۶-۱۴۰۰ استفاده شد؛ به عبارت دیگر تعداد ۴۰۰ رکورد داده‌ای برای توسعه مدل هدف انتخاب شد. در مدل اندرسون-پیترسون، کارایی واحدها به صورت عدد گزارش می‌شود که این اعداد با نظر خبرگان و تحلیل محقق، طیف‌بندی برچسب‌های کارایی عبارتند از: (۱) در صورتی که عدد ارزیابی کمتر از ۰/۷ باشد، یعنی ناکارا؛ (۲) در صورتی که عدد ارزیابی بین ۰/۷ تا ۱/۱ باشد، یعنی کارای ضعیف؛ (۳) در صورتی که عدد ارزیابی بین ۱/۱ تا ۱/۵ باشد، یعنی کارا؛ (۴) در صورتی که عدد ارزیابی بیش از ۱/۵ باشد، یعنی کارای قوی.

برای تعیین اعداد کارایی واحدها، ۲۰ شرکت مورد بررسی در هر بازه زمانی در مقایسه باهم مورد سنجش قرار گرفتند که نمونه‌ای از نتایج ارزیابی آن‌ها در جدول ۷ گزارش شده است. مبتنی بر یافته‌های جدول ۷، برچسب کارایی واحدها مشخص شده و این موضوع برای تمامی ۴۰۰ رکورد داده‌ای ایجاد شده است که با استفاده از داده‌های برچسب‌دار، مدلی برای پیش‌بینی و تعیین برچسب کارایی واحدهای تولیدی توسعه داده می‌شود.

توسعه مدل داده‌محور ارزیابی کارایی. همانطور که در بخش‌های مختلف مطالعه بیان شد، هدف اصلی این مطالعه توسعه یک مدل داده‌محور مبتنی بر روش ترکیبی تحلیل پوششی داده‌ها و یادگیری ماشین جهت ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی می‌باشد. مزایای این روش نسبت به سایر روش‌ها و مدل‌های موجود، انعطاف‌پذیری بالا، قابلیت تعریف کردن شاخص‌های زیاد، مبتنی بر داده‌های واقعی و قابلیت تعیین برچسب کارایی یک واحد به تنهایی می‌باشد.

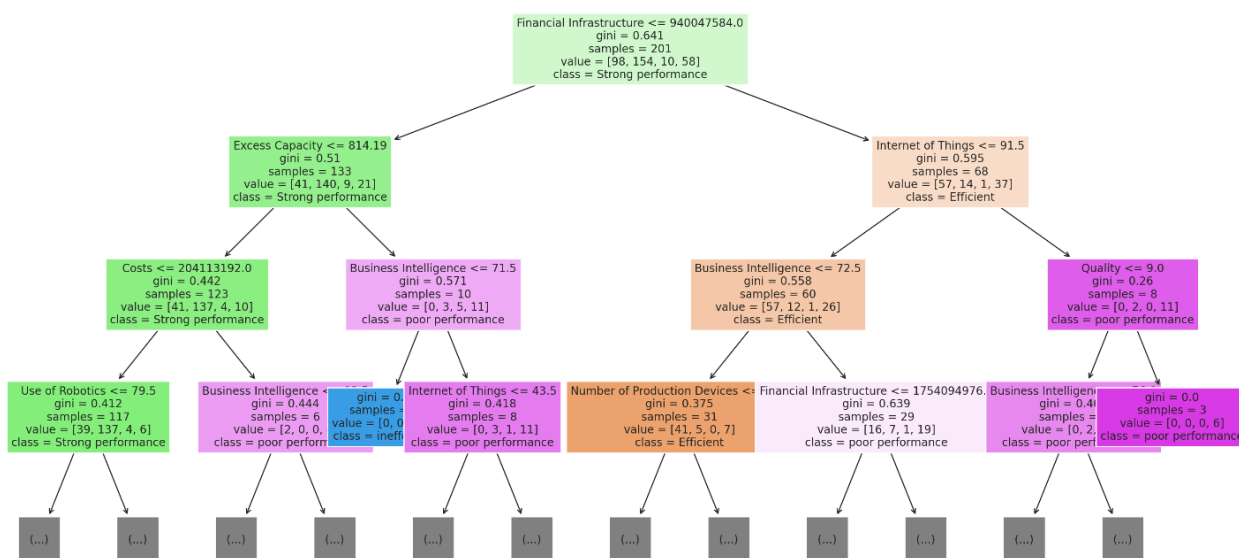
جهت ساخت مدل از ۴۰۰ رکورد داده‌ای استفاده شده است که ۷۰ درصد آن‌ها (۲۸۰ ردیف) برای ساخت و آموزش مدل و ۳۰ درصد (۱۲۰ ردیف) برای تست مدل انتخاب شدند. بعد از تمیزسازی داده‌ها، یکی از اقداماتی که می‌تواند به تحلیل بهتر عوامل کمک کند، ضریب همبستگی می‌باشد. ضریب همبستگی رابطه شاخص‌ها با یکدیگر را نشان می‌دهد که چگونه بر یکدیگر تاثیر می‌گذارند و در رابطه مستقیم یا غیرمستقیم می‌باشند. در شکل ۳ نمودار گرمایشی ضریب همبستگی شاخص‌ها نشان داده شده است.



شکل ۳. نمودار گرمایشی ضریب همبستگی شاخص‌ها

به طور مثال مشاهده می‌شود که شاخص‌های ظرفیت تولید و انعطاف‌پذیری رابطه معکوس دارند و افزایش یکی از شاخص‌ها باعث کاهش دیگری می‌شود. از سوی دیگر، هزینه‌های اولیه راه‌اندازی واحد تولیدی رابطه مستقیم و قوی با مدیریت ضایعات دارد. این موضوع نشان می‌دهد که اکثر کارخانه‌ها و واحدهای تولیدی که مدیریت ضایعات بهتری دارند، هزینه بیشتری برای راه‌اندازی کارخانه داشته‌اند.

به طور کلی برای توسعه مدل جنگل تصادفی برای ارزیابی کارایی واحدها، شاخص‌های ارزیابی به عنوان ویژگی در نظر گرفته شدند و ستون برچسب که مقدار کارایی واحد را نمایش می‌دهد از خروجی روش تحلیل پوششی داده‌ها به دست آمده است. با آماده‌سازی داده‌ها، مدل ارزیابی کارایی واحدهای تولیدی توسعه داده شد که مبتنی بر الگوریتم جنگل تصادفی انجام شده است. داده‌های مورد استفاده در این پژوهش شامل ۴۰۰ رکورد مشاهده‌ای از ۴۰ شرکت تولیدی بورسی بوده و ۱۹ متغیر ورودی در چهار دسته چابکی، پایداری، دیجیتالی‌شدن و شاخص‌های عمومی به همراه یک متغیر برچسب کارایی را در بر می‌گیرد. برچسب‌های کارایی در چهار کلاس «ناکارا»، «کارای ضعیف»، «کارا» و «کارای قوی» تعریف شده‌اند که توزیع آن‌ها نشان‌دهنده عدم توازن نسبی کلاس‌ها است، به گونه‌ای که کلاس «ناکارا» سهم کمتری از داده‌ها را شامل می‌شود. با این حال، استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی به دلیل مقاومت مناسب در برابر داده‌های نامتوازن، امکان یادگیری پایدار الگوهای عملکردی را فراهم کرده است. در شکل ۴ بخشی از ساختار درختواره ارزیابی کارایی واحدهای تولیدی نشان داده شده است که مبتنی بر ساختار سلسله‌مراتبی و قواعدی که تعریف می‌شوند، عملکرد یک واحد تولیدی محاسبه می‌شود. مزیت این روش به قابلیت تحلیل حساسیت و تفسیرپذیری مدل می‌باشد که مبتنی بر آن هر واحد تولیدی برای بهبود عملکرد و کارایی خود می‌تواند برنامه‌ریزی کند. از سوی دیگر، قواعد مهم در ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی با استفاده از این مدل استخراج می‌شود که با بهره‌گیری از آن می‌توان به توسعه بینش‌های مدیریتی اقدام کرد.



شکل ۴. بخشی از ساختار درختی الگوریتم جنگل تصادفی

با استفاده از الگوریتم توسعه یافته، هر واحد تولیدی به تنهایی قابلیت ارزیابی و سنجیده شدن را دارد. **اعتبارسنجی روش توسعه داده‌شده.** در این بخش، اعتبارسنجی روش توسعه یافته مورد بررسی قرار می‌گیرد. منظور از اعتبارسنجی دقت مدل در پیش‌بینی صحیح کارایی و عملکرد واحدهای تولیدی می‌باشد. یکی از رویکردهای سنجش اعتبار مدل‌ها، ماتریس درهم‌ریختگی است. این ماتریس نشان‌دهنده تعداد پیش‌بینی‌های درست و نادرست مدل است، به طوری که هر سطر نمایانگر برچسب‌های واقعی و هر ستون نمایانگر برچسب‌های پیش‌بینی شده توسط مدل است. از این طریق، می‌توان فهمید مدل در پیش‌بینی کدام دسته از برچسب‌ها قوی‌تر است و در کدام دسته بیشتر دچار خطا می‌شود. در شکل ۵ ماتریس درهم‌ریختگی نشان داده شده که مشاهده می‌شود در اکثر موارد برچسب به درستی پیش‌بینی می‌شود و تنها در موارد جابجا می‌شوند که جابجایی مذکور بین برچسب‌های نزدیک به یکدیگر می‌باشد.

		Confusion Matrix			
True Labels	Efficient	18	1	1	0
	Strong performance	1	19	0	0
	ineffective	0	1	16	3
	poor performance	0	0	1	19
		Efficient	Strong performance	ineffective	poor performance
		Predicted Labels			

شکل ۵. ماتریس درهم‌ریختگی

از سوی دیگر، جهت ارزیابی دقت پیش‌بینی از شاخص‌های ارزیابی دقت و صحت استفاده می‌شود.

- **Accuracy:** دقت، نسبت تعداد پیش‌بینی‌های صحیح (هم درست مثبت و هم درست منفی) به کل پیش‌بینی‌ها است و نشان‌دهنده کلی‌ترین سطح عملکرد مدل در تمام کلاس‌ها می‌باشد.
- **Precision:** دقت یا صحت، نسبت تعداد درست مثبت‌ها به کل پیش‌بینی‌های مثبت مدل است و نشان می‌دهد که چه درصدی از پیش‌بینی‌های مثبت واقعاً مثبت هستند.
- **Recall:** حساسیت یا بازیابی، نسبت تعداد درست مثبت‌ها به کل داده‌های واقعاً مثبت است و نشان می‌دهد مدل چه درصدی از موارد واقعاً مثبت را به درستی تشخیص داده است.
- **F1 Score:** این شاخص میانگین هارمونیک دقت و بازیابی است و برای مواقعی استفاده می‌شود که تعادل بین دقت و بازیابی مهم است، خصوصاً زمانی که توزیع کلاس‌ها نامتوازن است.

در جدول ۸ مقدار شاخص‌های مذکور برای الگوریتم جنگل تصادفی و الگوریتم ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی نشان داده شده است. یافته‌ها نشان می‌دهد که دقت الگوریتم جنگل تصادفی که در این مطالعه استفاده شده نسبت به دیگر الگوریتم‌ها عملکرد بهتری دارند.

جدول ۸. دقت الگوریتم‌ها

الگوریتم	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
جنگل تصادفی	۰/۹۲۵	۰/۹۲۱	۰/۹۱۳	۰/۹۱۱
ماشین بردار پشتیبان	۰/۸۱۹	۰/۸۲۳	۰/۸۳۶	۰/۸۲۵
شبکه عصبی مصنوعی	۰/۸۶۴	۰/۸۷۲	۰/۸۷۷	۰/۸۸۱

بینش‌های مدیریتی. یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که مدیران واحدهای تولیدی برای ارتقای کارایی سازمانی باید از نگاه تک‌بعدی به بهره‌وری فاصله گرفته و رویکردی یکپارچه مبتنی بر چابکی عملیاتی، پایداری و دیجیتالی‌شدن اتخاذ کنند. نتایج به‌طور مشخص بیانگر آن

است که شاخص‌های مرتبط با چابکی، به‌ویژه سرعت پاسخ‌گویی، کیفیت تولید و انعطاف‌پذیری برنامه‌های تولید، نقش تعیین‌کننده‌ای در بهبود سطح عملکرد دارند. از این منظر، مدیران می‌توانند با بازطراحی فرآیندهای تولید، کاهش زمان‌های سربار، افزایش توان تغییر سریع برنامه‌های تولید و بهره‌گیری هدفمند از فناوری‌های دیجیتال، مسیرهای عملی و کم‌هزینه‌ای برای ارتقای بهره‌وری شناسایی کنند. مدل پیشنهادی این امکان را فراهم می‌سازد که هر واحد تولیدی، بدون نیاز به مقایسه مستقیم با رقبا، وضعیت عملکردی خود را پایش کرده و اقدامات اصلاحی متناسب با شرایط خاص سازمان تدوین نماید.

از سوی دیگر، ادغام شاخص‌های پایداری و دیجیتالی‌شدن در چارچوب ارزیابی عملکرد، به مدیران کمک می‌کند تا تصمیمات راهبردی خود را با اهداف بلندمدت سازمان و الزامات محیطی هم‌راستا سازند. نتایج نشان می‌دهد سرمایه‌گذاری در زیرساخت‌های مالی پایدار، مدیریت ضایعات، و هوشمندسازی فرآیندها نه تنها اثرات زیست‌محیطی را کاهش می‌دهد، بلکه به بهبود عملکرد اقتصادی نیز منجر می‌شود. علاوه بر این، قابلیت تفسیرپذیری مدل یادگیری ماشین به مدیران اجازه می‌دهد اثر هر شاخص را بر سطح کارایی شناسایی کرده و اولویت‌بندی سرمایه‌گذاری‌ها را بر مبنای داده‌های واقعی انجام دهند. بدین ترتیب، چارچوب پیشنهادی می‌تواند به‌عنوان یک ابزار پشتیبان تصمیم‌گیری در سطوح عملیاتی و راهبردی مورد استفاده قرار گیرد و فاصله میان تحلیل‌های داده‌محور و تصمیم‌گیری‌های مدیریتی را به‌طور معناداری کاهش دهد.

۵. جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با تمرکز بر یکی از خلأهای ادبیات ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی توسعه یافته است. مرور مطالعات پیشین نشان می‌دهد که اغلب تحقیقات موجود یا بر ارزیابی نسبی کارایی با استفاده از روش‌های کلاسیک تحلیل پوششی داده‌ها متمرکز بوده‌اند یا صرفاً از رویکردهای تصمیم‌گیری چندمعیاره و مبتنی بر قضاوت خبرگان استفاده کرده‌اند. علاوه بر این، در بیشتر مطالعات، ابعاد چابکی، پایداری و دیجیتالی‌شدن به‌صورت مجزا یا دوبعدی بررسی شده و چارچوبی یکپارچه و داده‌محور که بتواند این سه بُعد را به‌طور هم‌زمان و در قالب یک مدل عملیاتی ترکیب نماید، کمتر مورد توجه قرار گرفته است. پژوهش حاضر این خلأ را با توسعه یک رویکرد ترکیبی داده‌محور مبتنی بر روش بهترین-بدترین فازی، تحلیل پوششی داده‌ها و الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی پوشش می‌دهد.

در مقایسه با مطالعات پیشین، رویکرد این پژوهش از چند منظر متمایز است. مطالعاتی نظیر عبدالباسط و همکاران (۲۰۲۰) [۱] و لی و همکاران (۲۰۲۰) [۲۳] عمدتاً بر چارچوب‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره و رتبه‌بندی نسبی واحدها متمرکز بوده‌اند. در حالی که پژوهش‌هایی مانند اسکندری و همکاران (۲۰۲۲) [۱۵]، آرال و میشر (۲۰۲۲) [۲۸] و هیسو و همکاران (۲۰۲۳) [۲۰] از تحلیل پوششی داده‌ها برای سنجش کارایی نسبی در سطح بخشی یا منطقه‌ای استفاده کرده‌اند. از سوی دیگر، برخی مطالعات جدیدتر مانند علی و همکاران (۲۰۲۳) و وانگ و همکاران (۲۰۲۵) [۳۸] تمرکز خود را بر ابعاد پایداری و کربن قرار داده‌اند و پژوهش‌هایی نظیر رنا (۲۰۲۴) [۲۷]، اسدآبادی و همکاران (۲۰۲۵) [۵]، تیگو و همکاران (۲۰۲۵) [۳۵] و تیواری و کومار (۲۰۲۵) [۳۶] عمدتاً به ارزیابی عملکرد سامانه‌ها یا سیاست‌های فنی خاص پرداخته‌اند. در مقابل، پژوهش حاضر با تلفیق هم‌زمان چابکی، پایداری و دیجیتالی‌شدن در سطح واحد تولیدی و با بهره‌گیری از یک چارچوب داده‌محور ترکیبی (FBWM-DEA-Random Forest)، نه تنها از ارزیابی صرفاً نسبی فراتر رفته، بلکه امکان پیش‌بینی، تفسیرپذیری و ارزیابی مستقل عملکرد هر واحد را فراهم می‌سازد؛ رویکردی که در ادبیات موجود کمتر به‌صورت منسجم مورد توجه قرار گرفته است. نوآوری اصلی این مطالعه در ارائه مدلی است که برخلاف رویکردهای متداول، امکان ارزیابی مستقل کارایی هر واحد تولیدی بدون نیاز به مقایسه هم‌زمان با سایر واحدها را فراهم می‌سازد. استفاده از مدل تحلیل پوششی داده‌ها برای برچسب‌گذاری پیوسته کارایی و ترکیب آن با الگوریتم جنگل تصادفی، موجب شده است که ارزیابی عملکرد از یک تحلیل ایستا و مقایسه‌محور به یک ساختار پویا، پیش‌بینانه و تفسیرپذیر ارتقا یابد. بدین

ترتیب، مدل پیشنهادی نه‌تنها قادر به سنجش سطح کارایی واحدهای تولیدی است، بلکه امکان پیش‌بینی وضعیت عملکردی آن‌ها را بر اساس داده‌های واقعی فراهم می‌کند.

از منظر پیاده‌سازی عملی، چارچوب پیشنهادی این قابلیت را دارد که با حداقل داده‌های عملکردی سازمان، در صنایع مختلف تولیدی مورد استفاده قرار گیرد و به‌عنوان یک ابزار پشتیبان تصمیم‌گیری برای پایش مستمر کارایی به کار گرفته شود. با این حال، معماری داده‌های مورد استفاده در این مطالعه مبتنی بر داده‌های مقطعی و ساختار ایستای شاخص‌ها بوده و محدودیت‌هایی از جمله وابستگی به کیفیت داده‌های ورودی و عدم لحاظ پویایی زمانی را به همراه دارد؛ بنابراین، توسعه معماری‌های داده‌ای پویا و یکپارچه با سامانه‌های اطلاعاتی صنعتی می‌تواند مسیر بهبود و تعمیم‌پذیری مدل را هموار سازد.

از منظر بازتاب‌های مدیریتی و اجرایی، نتایج این پژوهش بینش‌های معناداری برای مدیران صنعتی و تصمیم‌گیران سازمانی به همراه دارد. یافته‌ها نشان می‌دهد که بُعد چابکی، به‌ویژه شاخص‌های سرعت، کیفیت، انعطاف‌پذیری و ظرفیت تولید، بیشترین تأثیر را بر کارایی واحدهای تولیدی دارد. این موضوع بیانگر آن است که سرمایه‌گذاری در بهبود فرآیندهای چابک، بازطراحی خطوط تولید و افزایش توان پاسخ‌گویی سریع به تغییرات بازار، می‌تواند نقش تعیین‌کننده‌ای در ارتقای بهره‌وری ایفا کند. علاوه بر این، ادغام شاخص‌های پایداری و دیجیتالی‌شدن در مدل ارزیابی، به مدیران کمک می‌کند تا اثر تصمیمات خود را نه‌تنها از منظر اقتصادی، بلکه از جنبه‌های زیست‌محیطی، اجتماعی و فناورانه نیز مورد سنجش قرار دهند. قابلیت تفسیرپذیری مدل جنگل تصادفی این امکان را فراهم می‌سازد که هر واحد تولیدی مسیرهای مشخصی برای بهبود عملکرد خود شناسایی کرده و برنامه‌های اصلاحی هدفمند تدوین کند.

از منظر بازتاب‌های علمی و پژوهشی، این مطالعه سهم معناداری در توسعه ادبیات ارزیابی عملکرد و کارایی واحدهای تولیدی دارد. نخست، این پژوهش با ترکیب هم‌زمان سه پارادایم چابکی، پایداری و صنعت ۴/۰، چارچوبی جامع و بین‌رشته‌ای ارائه می‌دهد که می‌تواند مبنایی برای مطالعات آتی در حوزه‌های تولید هوشمند و تصمیم‌گیری داده‌محور باشد. دوم، یکپارچه‌سازی روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، تحلیل پوششی داده‌ها و یادگیری ماشین، مسیر جدیدی را برای گذار از مدل‌های ارزیابی توصیفی به مدل‌های پیش‌بینانه و تحلیلی هموار می‌سازد. سوم، استفاده از داده‌های واقعی و چارچوب قابل تعمیم مدل پیشنهادی، امکان کاربرد آن را در صنایع مختلف و سطوح گوناگون تصمیم‌گیری فراهم می‌کند.

در مجموع، نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که رویکردهای داده‌محور و ترکیبی می‌توانند جایگزین مناسبی برای مدل‌های سنتی و مبتنی بر قضاوت‌های ذهنی باشند و دقت، کارایی و کاربردپذیری ارزیابی عملکرد واحدهای تولیدی را به‌طور معناداری افزایش دهند. پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آتی، از داده‌های پویا و سری زمانی، الگوریتم‌های یادگیری ماشین پیشرفته‌تر و تحلیل‌های حساسیت عمیق‌تر استفاده شود تا توان تبیینی و تعمیم‌پذیری مدل بیش از پیش تقویت شود.

تعارض منافع. برای ارائه مطالب و نگارش این مقاله هیچ‌گونه کمک مالی از هیچ فرد، نهاد و سازمانی دریافت نشده است و نتایج و دستاوردهای این مقاله به نفع یا ضرر سازمان یا فردی خاص نخواهد بود. حضور نویسندگان در این پژوهش به عنوان شاهدی بی‌طرف ولی متخصص بوده است و نویسندگان هیچ‌گونه تعارض منافع ندارند.

منابع

1. Abdel-Basset, M., Ding, W., Mohamed, R., & Metawa, N. (2020). An integrated plithogenic MCDM approach for financial performance evaluation of manufacturing industries. *Risk management*, 22, 192-218.
2. Ali, S. S., Kaur, R., Persis, D. J., Saha, R., Pattusamy, M., & Sreedharan, V. R. (2023). Developing a hybrid evaluation approach for the low carbon performance on sustainable manufacturing environment. *Annals of Operations Research*, 1-33.

3. Alonso-Gómez, L. A., Solarte-Toro, J. C., Bello-Pérez, L. A., & Cardona-Alzate, C. A. (2020). Performance evaluation and economic analysis of the bioethanol and flour production using rejected unripe plantain fruits (*Musa paradisiaca* L.) as raw material. *Food and bioproducts processing*, 121, 29-42.
4. Alsaadi, B., & Saeedi, K. (2022). Data-driven effort estimation techniques of agile user stories: a systematic literature review. *Artificial Intelligence Review*, 55(7), 5485-5516.
5. Asadabadi, M. J. R., Rad, S. H., Taraghi, M., Moghimi, M., & Ahmadi, R. (2025). ANN-boosted optimization and performance evaluation of a hybrid solar-geothermal high temperature cascaded ORC for electricity, liquid hydrogen, freshwater, and cooling purposes. *Applied Thermal Engineering*, 262, 125251.
6. Ayyoubzadeh, B., Ebrahimnejad, S., Bashiri, M., Baradaran, V. (2021). Modelling and an improved NSGA-II algorithm for sustainable manufacturing systems with energy conservation under environmental uncertainties: a case study, *International Journal of Sustainable Engineering*, 14(3), 255-279. 10.1080/19397038.2021.1923083.
7. Badi, I., & Abdulshahed, A. (2021). Sustainability performance measurement for libyan iron and steel company using rough AHP. *Journal of Decision Analytics and Intelligent Computing*, 1(1), 22-34.
8. Baradaran V, & Yaghoubi N. (2016). Evaluate the Efficiency of Iranian Electric Power Distribution Companies by Stochastic Nonparametric Envelopment of Data (StoNED) Approach. *Iejqp*, 4 (2) :15-26. <http://iejqp.ir/article-1-217-fa.html>.
9. Baradaran, V., Farokhi, S., Ahamdi, Z. (2022). A model for evaluation and development of citizens' electronic readiness for deployment of an E-city using structural equation modeling, *Journal of Global Information Management (JGIM)* 26 (4), 135-157.
10. Bianchi, M., Marzi, G., & Guerini, M. (2020). Agile, Stage-Gate and their combination: Exploring how they relate to performance in software development. *Journal of Business Research*, 110, 538-553.
11. Boateng, E. Y., Otoo, J., & Abaye, D. A. (2020). Basic tenets of classification algorithms K-nearest-neighbor, support vector machine, random forest and neural network: a review. *Journal of Data Analysis and Information Processing*, 8(4), 341-357.
12. Du, J., Wang, W., Gao, X., Hu, M., & Jiang, H. (2023). Sustainable operations: A systematic operational performance evaluation framework for Public–Private Partnership transportation infrastructure projects. *Sustainability*, 15(10), 7951.
13. Dursun, M., & Oguncu, O. (2021). Agile supplier evaluation using hierarchical TOPSIS method. *WSEAS Transactions on Information Science and Applications*, 18, 12-19.
14. Dutta, P., Jaikumar, B., & Arora, M. S. (2022). Applications of data envelopment analysis in supplier selection between 2000 and 2020: A literature review. *Annals of Operations Research*, 315(2), 1399-1454.
15. Eskandari, M., Hamid, M., Masoudian, M., & Rabbani, M. (2022). An integrated lean production-sustainability framework for evaluation and improvement of the performance of pharmaceutical factory. *Journal of Cleaner Production*, 376, 134132.
16. Fan, C., Ghaemi, S., Khazaei, H., & Musilek, P. (2020). Performance evaluation of blockchain systems: A systematic survey. *IEEE Access*, 8, 126927-126950.
17. ForouzeshNejad, A. A. (2023). Leagile and sustainable supplier selection problem in the Industry 4.0 era: A case study of the medical devices using hybrid multi-criteria decision making tool. *Environmental Science and Pollution Research*, 30(5), 13418-13437.

18. Ghahramani, M., Qiao, Y., Zhou, M. C., O'Hagan, A., & Sweeney, J. (2020). AI-based modeling and data-driven evaluation for smart manufacturing processes. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 7(4), 1026-1037.
19. Govindan, K., Kannan, D., Jørgensen, T. B., & Nielsen, T. S. (2022). Supply Chain 4.0 performance measurement: A systematic literature review, framework development, and empirical evidence. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 164, 102725.
20. Hsu, S. Y., Yang, C. Y., Chen, Y. L., & Lu, C. C. (2023). Agricultural efficiency in different regions of china: An empirical analysis based on dynamic SBM-DEA model. *Sustainability*, 15(9), 7340.
21. Javanmardan, A., Golpîra, H., Baradaran, V. (2026). Robust optimization of sustainable circular fruit supply chain under quality and carbon emission considerations, *Food and Bioproducts Processing*, 158, 82-102. <https://doi.org/10.1016/j.fbp.2026.04.011>.
22. Karimi Sani M A, Baradaran V, & Mostafaei A. (2021). Developing the Modified Russell Model for Decision Making Units under General Two-Stage Structure with the Effect of Intermediate Data on the Efficiency. *Journal of Operational Research and Its Applications (Applied Mathematics)*, 18 (3), 139-160. URL: <http://jamlu.liau.ac.ir/article-1-1639-fa.html>.
23. Li, L., Mao, C., Sun, H., Yuan, Y., & Lei, B. (2020). Digital twin driven green performance evaluation methodology of intelligent manufacturing: hybrid model based on fuzzy rough-sets AHP, multistage weight synthesis, and PROMETHEE II. *Complexity*, 2020, 1-24.
24. Luo, L., Chen, H., Yang, Y., Wu, G., & Chen, L. (2022). A three-stage network DEA approach for performance evaluation of BIM application in construction projects. *Technology in Society*, 71, 102105.
25. Moghimi, F., Baradaran, V., Hosseini, AH. (2023). Identifying the influential factors on the effectiveness of industrial parks and using an MCDM method to rank them: case study of Iran, *Journal of Facilities Management* 21 (5), 816-844.
26. PulickalMannath, S., Kundu, P., Plotnikov, E., & Martemianov, D. (2021). Performance evaluation and intensification of novel buoyant filter bioreactor with associated secondary treatment process for rice processing industries. *Chemical Engineering and Processing-Process Intensification*, 169, 108619.
27. Renna, P. (2024). Performance Evaluation of Reconfiguration Policy in Reconfigurable Manufacturing Systems including Multi-Spindle Machines: An Assessment by Simulation. *Applied Sciences*, 14(7), 2778.
28. RL, M., & Mishra, A. K. (2022). Agricultural production efficiency of Indian states: Evidence from data envelopment analysis. *International Journal of Finance & Economics*, 27(4), 4244-4255.
29. Rostami, O., Tavakoli, M., Tajally, A., & GhanavatiNejad, M. (2023). A goal programming-based fuzzy best–worst method for the viable supplier selection problem: a case study. *Soft Computing*, 27(6), 2827-2852.
30. Sazvar, Z., Tavakoli, M., Ghanavati-Nejad, M., & Nayeri, S. (2022). Sustainable-resilient supplier evaluation for high-consumption drugs during COVID-19 pandemic using a data-driven decision-making approach. *Scientia iranica*.
31. Sepehr, A., Manteghi, M. and Baradaran, V. (2023). Innovation Strategy Based on Industry 4.0 and Digital Transformation in SME Companies in Iran. *International Journal of Digital Content Management*, 4(7), 41-58. doi: 10.22054/dcm.2022.69080.1132.

32. Sharshir, S. W., Rozza, M. A., Elsharkawy, M., Youns, M. M., Abou-Taleb, F., & Kabeel, A. E. (2022). Performance evaluation of a modified pyramid solar still employing wick, reflectors, glass cooling and TiO₂ nanomaterial. *Desalination*, 539, 115939.
33. Sheykhmousa, M., Mahdianpari, M., Ghanbari, H., Mohammadimanesh, F., Ghamisi, P., & Homayouni, S. (2020). Support vector machine versus random forest for remote sensing image classification: A meta-analysis and systematic review. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 6308-6325.
34. Telemaco, U., Oliveira, T., Alencar, P., & Cowan, D. (2020). A catalogue of agile smells for agility assessment. *IEEE Access*, 8, 79239-79259.
35. Tiguh, E. E., Delel, M. A., Ali, A. N., Gelaw, G. K. M., Fanta, S. W., & Bayable, M. (2025). Development and performance evaluation of greenhouse solar dryer for unthreshed Teff crops. *Results in Engineering*, 25, 104495.
36. Tiwari, A., & Kumar, A. (2025). Performance evaluation of solar-assisted humidification dehumidification system for seawater desalination: An experimental approach. *Separation and Purification Technology*, 356, 129899.
37. Varnasseri, N., Saati, S., Baradaran, V. (2026). Diagnosing Critical Performance Drivers in the Iranian Gas Industry under Uncertainty: A Hybrid Fuzzy DEA-EFQM Approach, *International Journal of Mathematical Modelling & Computations*, 10.57647/ijm2c.2027.1701.07.
38. Wang, L., Chen, L., Gao, P., & Li, C. (2025). Construction and Application of Carbon Performance Evaluation Index System for Chinese Industrial Enterprises from the Perspective of Low-Carbon Transition. *Journal of International Development*, 37(3), 736-757.
39. Wankhede, V. A., & Vinodh, S. (2024). Assessment of Industry 4.0 performance using scoring approach: a case study. *The TQM Journal*, 36(2), 499-522.
40. Wohlgemuth, M., Fries, C. E., Sant'Anna, Â. M. O., Giglio, R., & Fettermann, D. C. (2020). Assessment of the technical efficiency of Brazilian logistic operators using data envelopment analysis and one inflated beta regression. *Annals of Operations Research*, 286(1), 703-717.