Research in Production and Operations Management
University of Isfahan E-ISSN: 2981-0329
Vol. 16, Issue 3, No. 42, Autumn 2025
DOI: 10.22108/pom.2025.145029.1619

(Research paper)

A Novel Approach to Quality Control in Multivariate Manufacturing Processes Based on Principal Component Analysis

Mahsa Jafari
Faculty of Management and Industrial Engineering, Malek Ashtar University of Technology Tehran, Iran, mahsa.jafari46@yahoo.com
Sadegh Shahbazi
Faculty of Management and Industrial Engineering, Malek Ashtar University of Technology Tehran, Iran, shahbazi@mut-es.ac.ir
Mahdi Karbasian *
Faculty of Management and Industrial Engineering, Malek Ashtar University of Technology Tehran, Iran, mkarbasi@mut-es.ac.ir

Purpose: This study proposes a comprehensive analytical framework for identifying and reducing the dimensions of control variables in complex multi-stage processes within the steel industry, focusing on a case study of Mobarakeh Steel Company in Isfahan. The research is driven by the need to tackle key challenges in large-scale industries, such as enhancing productivity, lowering production costs, controlling final product quality, optimizing energy consumption, and minimizing environmental pollution. By utilizing statistical methods and machine learning algorithms, this study aims to extract significant influential variables from extensive volumes of correlated and redundant data, simplify the complexity of control models, and ultimately design and evaluate an optimized control model to enhance overall process performance. The final output is a practical approach that acts as a decision-making tool for managers and engineers, thereby boosting the competitiveness of the steel industry.

Design/methodology/approach: The methodology is based on a combined quantitative approach aimed at analyzing control variables within the complex production environment of Mobarakeh Steel Company. Quantitative data were gathered directly from the company's information systems (e.g., ERP) and internal databases. The statistical population encompasses all production processes and related control variables in the steelmaking sector, with purposive sampling employed to select representative data. Data analysis utilized a blend of statistical methods and control charts. For qualitative data, P, NP, C, and U control charts were applied.

* Corresponding author, 0000-0001-9132-5078 2981-0329 / © University of Isfahan
This is an open access article under the CC-BY-NC-ND 4.0 License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/)

For quantitative data with a single variable, univariate control charts such as $\bar{X}$-S, $\bar{X}$-R, or $\bar{X}$-MR were utilized based on sampling conditions and sample size. For multiple variables, correlation was evaluated using the KMO test and correlation coefficients. Adequate correlation justified the application of Principal Component Analysis (PCA) for dimensionality reduction. The resulting principal components were monitored using multivariate control charts such as Hotelling's T^2, MCUSUM, and MEWMA, chosen based on required sensitivity and process characteristics. Methodological validity was ensured through data and method triangulation, the use of reliable sources and real data, and validation by industry experts. This adaptable structure facilitates precise variable monitoring and timely detection of changes.

Findings: Focusing on the casting stage of Mobarakeh Steel's production process, nine key control variables and 2,881 operational data samples from the first quarter of 2024 were analyzed. After data cleaning and outlier removal using box plots, the sample size was reduced to 2,162. Given the quantitative nature and high dimensionality of the data ($m > 3$), the KMO test (value = 0.78) and Bartlett's test ($\chi^2 = 1245.32$, $p < 0.001$) confirmed the data's suitability for PCA. Three principal components (PC1, PC2, PC3) were extracted, explaining over 80% of the total variance. These components were defined as linear combinations of the original variables. Since the number of principal components ($m' = 3$) exceeded two and the variables were highly sensitive, the multivariate MEWMA control chart was employed for simultaneous monitoring. The MEWMA chart effectively detected out-of-control points in the process. For detailed analysis, univariate EWMA control charts were also applied to each principal component. A comparison of MEWMA and EWMA results showed significant overlap in identifying out-of-control points, confirming the accuracy and sensitivity of the proposed method. Ultimately, this approach reduced the problem dimensions from nine variables to three principal components, enabling efficient and integrated monitoring of the complex casting process.

Research limitations/implications: Despite its achievements, this study has limitations. First, its focus on data from a specific company (Mobarakeh Steel) and a limited time frame (first quarter of 2024) may restrict the generalizability of the findings. Second, as a case study, the results may not be entirely applicable to other industrial units with different technologies and processes. Third, data reduction and outlier removal, while necessary for accuracy, may have excluded valuable information related to rare process conditions. Fourth, reliance on historical data and internal information systems increases the risk of systemic errors or inaccuracies in data recording. The research implications are both theoretical and practical. Theoretically, the study enriches the literature on multivariate statistical process control in heavy industries by providing a structured framework for dimensionality reduction and process monitoring. Practically, it offers a solution to reduce monitoring complexity and enhance control efficiency, replacing 45 univariate control charts with just 4 multivariate charts. This simplification saves time and resources, allowing a focus on key factors affecting quality and productivity, potentially reducing waste, improving product uniformity, and increasing competitiveness. However, successful implementation requires adequate data infrastructure, skilled personnel, and management commitment to advanced process control methods.

Practical implications: The primary practical implication is the implementation of a streamlined monitoring system for complex industrial processes. By condensing 9 control variables into 3 principal components and substituting 45 univariate control charts with a single multivariate MEWMA chart, the method significantly conserves time and resources. This efficiency facilitates quicker identification of process deviations and prompt corrective actions, resulting in reduced waste, enhanced product quality, and improved operational productivity.

Social implications: From a social perspective, the research contributes to better working conditions and corporate social responsibility. By optimizing production processes and minimizing waste, the consumption of natural resources and energy is reduced, leading to decreased environmental pollution. Increased productivity and product quality bolster job security for employees, enhance customer satisfaction, and elevate the national reputation of the steel industry. These advancements ultimately support regional sustainable development and improved living standards.

Originality/Value: The originality and value of this research reside in its integrated operational framework for managing complex industrial processes. The primary innovation is the fusion of dimensionality reduction (PCA) with multivariate control charts (MEWMA) for simultaneous monitoring of critical variables. This approach not only simplifies control system complexity but also improves sensitivity to deviations, enabling proactive process management. The added value lies in achieving an optimal balance between technical precision and operational efficiency in real production environments.

Keywords: Multivariate Quality Control, Principal Component Analysis (PCA), Advanced Control Charts, Steel Industry

پژوهش در مدیریت تولید و عملیات، دوره ۱۶، شماره ۳، پیاپی ۴۲، پاییز ۱۴۰۴
دریافت: ۱۴۰۴/۰۲/۲۴ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۵/۳۰ ص ۷۳-۹۸
DOI: 10.22108/pom.2025.145029.1619

(مقالهٔ پژوهشی)

رویکردی نوین در کنترل کیفیت فرآیندهای تولیدی چندمتغیرهٔ مبتنی بر تحلیل مؤلفه‌های اصلی

مهسا جعفری[۱]؛ صادق شهبازی[۲]؛ مهدی کرباسیان*[۳]

۱- دانشجوی دکتری گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران، mahsa.jafari46@yahoo.com
۲- استادیار گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران، shahbazi@mut-es.ac.ir
۳- استاد گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران، mkarbasi@mut-es.ac.ir

چکیده: در بسیاری از مسائل علمی و صنعتی، داده‌های چندمتغیره نقش اساسی در توصیف و تحلیل پدیده‌ها دارند. با توجه به همبستگی میان این متغیرها، روش‌های آماری سنتی، که بر تحلیل تک‌متغیره تکیه دارند یا فرض استقلال میان متغیرها را در نظر می‌گیرند، دقت و کارایی مطلوبی ندارند. در چنین شرایطی، استفاده از تکنیک‌های پیشرفتهٔ مبتنی بر محاسبات ماتریسی ضرایب همبستگی میان متغیرها، امری ضروری است. در صنعت فولاد، نظارت بر کیفیت فرآیندهای تولیدی، اهمیت بالایی دارد و یکی از چالش‌های اساسی در این حوزه، شناسایی سریع و دقیق نوسانات فرآیند با استفاده از روش‌های آماری پیشرفته است. در این پژوهش، یک مدل تصمیم‌گیری مبتنی بر تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) و نمودارهای کنترلی چندمتغیره T^2، MCUSUM و MEWMA ارائه شده است که امکان انتخاب بهینه‌ترین نمودار کنترلی را متناسب با ویژگی‌های آماری داده‌های تولیدی، فراهم می‌آورد. اجرای الگوی پیشنهادی در صنعت فولاد مبارکه، نشان داده است که این رویکرد باعث افزایش ۲۰درصدی دقت و ۳۵درصدی سرعت شناسایی تغییرات فرآیندی نسبت‌به روش‌های سنتی شده است. این بهبودها درنهایت به افزایش ۱۵درصدی کیفیت محصولات نهایی منجر شده است. همچنین مقایسهٔ عملکرد مدل با روش‌های سنتی، نشان می‌دهد که نمودارهای کنترلی چندمتغیره مانند T^2 هتلینگ، در ۹۲درصد موارد تغییرات ناگهانی و غیرمنتظره را به‌طور صحیح شناسایی کرده‌اند؛ در حالی که این عدد در روش‌های تک‌متغیره، حدود ۶۸درصد بوده است.

واژه‌های کلیدی: کنترل کیفیت چندمتغیره، تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)، نمودارهای کنترلی پیشرفته، صنعت فولاد

* نویسنده مسئول، 0000-0001-9132-5078

2981-0329 / © University of Isfahan
This is an open access article under the CC-BY-NC-ND 4.0 License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/)

۱- مقدمه

تولید در مقیاس وسیع و با کیفیت بالا، نیازمند مدیریت دقیق و کارآمد متغیرهای فرآیندی و کنترلی است. صنایع بزرگ با چالش‌های متعددی ازجمله افزایش بهره‌وری، کاهش هزینه‌ها، کنترل کیفیت و بهینه‌سازی مصرف انرژی مواجه‌اند (Du et al., 2017). در این راستا، سیستم‌های تولیدی بیشتر دارای تعداد زیادی متغیر کنترلی‌اند که بر عملکرد کلی فرآیند تأثیر می‌گذارند. در سیستم‌های پیچیده‌ای مانند خطوط تولید، کنترل بهینهٔ این متغیرها اهمیت دوچندانی پیدا می‌کند؛ زیرا کوچک‌ترین نوسانات در یکی از متغیرهای کنترلی، تأثیرات گسترده‌ای بر کیفیت محصول نهایی، هزینه‌های تولید و میزان آلایندگی‌های زیست‌محیطی دارد (Smith and Li, 2024)؛ از این رو، توسعهٔ روش‌هایی برای شناسایی و کاهش ابعاد این متغیرها، یک چالش کلیدی در مهندسی صنایع و کنترل فرآیند مطرح شده است. فرآیند تولید در صنعت فولاد به‌دلیل ماهیت چندمرحله‌ای و وابستگی متقابل فرآیندها، یک سیستم چندمتغیره–چندمرحله‌ای محسوب می‌شود. در چنین سیستمی، تغییر در یک متغیر به تغییرات زنجیره‌ای در مراحل بعدی فرآیند منجر می‌شود (Biegel et al., 2024)؛ بنابراین یک چالش اساسی در این صنعت، شناسایی متغیرهای کلیدی و کاهش ابعاد داده‌ها بدون از دست دادن اطلاعات مهم و تأثیرگذار است (Gou et al., 2020). یکی از مسائل اساسی در کنترل فرآیندهای چند مرحله‌ای، حجم عظیم داده‌های تولیدشده به‌وسیلهٔ حسگرها و سامانه‌های کنترلی است. این داده‌ها شامل متغیرهای متعددی‌اند که همبستگی بالایی با یکدیگر دارند و بسیاری از آنها دارای اطلاعات تکراری یا کم‌اهمیت‌اند. استفاده از این حجم داده بدون پردازش مناسب، به پیچیدگی بیش از حد مدل‌های کنترلی منجر می‌شود و بر عملکرد سیستم نظارت و بهینه‌سازی اثر منفی می‌گذارد؛ بنابراین، استفاده از روش‌های آماری و الگوریتم‌های کاهش ابعاد به‌منظور ساده‌کردن داده‌ها و تمرکز بر متغیرهای کلیدی، ضروری است (Harkat et al., 2020). روش‌های متعددی برای کاهش ابعاد متغیرهای کنترلی در سیستم‌های چندمتغیره پیشنهاد شده است که شامل تکنیک‌های آماری مانند تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)، تحلیل تفکیک خطی (LDA) و مدل‌های یادگیری ماشین، مانند انتخاب ویژگی مبتنی بر الگوریتم‌های تکاملی و روش‌های خوشه‌بندی است. این روش‌ها کمک می‌کنند تا متغیرهای تأثیرگذار شناسایی و ارتباطات پنهان میان متغیرهای فرآیندی آشکار شوند (Jiang et al., 2015). استفاده از چنین روش‌هایی، به کاهش پیچیدگی مدل‌های کنترلی، بهبود کارایی الگوریتم‌های پیش‌بینی و افزایش دقت سیستم‌های کنترل کیفی منجر می‌شود. فولاد مبارکهٔ اصفهان، یکی از بزرگ‌ترین تولیدکنندگان فولاد در منطقهٔ خاورمیانه محسوب می‌شود که با چالش‌های متعددی در حوزهٔ کنترل فرآیندهای تولید مواجه است. این شرکت فرآیندهای چندمرحله‌ای شامل تولید گندله، احیای مستقیم، ذوب‌ریزی، نورد گرم و نورد سرد دارد که هرکدام شامل ده‌ها متغیر کنترلی می‌شوند (Centofanti et al., 2025). کنترل این متغیرها به‌طور هم‌زمان و بهینه‌سازی آنها به‌منظور کاهش هزینه‌ها و افزایش کیفیت محصولات، نیازمند توسعهٔ روش‌هایی است که اطلاعات مهم را استخراج و تأثیرگذاری متغیرهای مختلف را تحلیل کنند (Jang & Kumar, 2024). یکی از مسائل اساسی در این صنعت، استفاده از سیستم‌های اندازه‌گیری و سنجش در سطوح مختلف فرآیند تولید است که حجم زیادی از داده‌ها را تولید می‌کنند. این داده‌ها به‌صورت لحظه‌ای، از بخش‌های مختلف خط تولید جمع‌آوری و برای تصمیم‌گیری‌های مدیریتی و کنترلی استفاده می‌شوند. با این حال، یکی از چالش‌های اصلی این است که تمامی

متغیرهای جمع‌آوری‌شده، اهمیت یکسانی ندارند و برخی از آنها دارای اطلاعات زائد یا نویزند که دقت تصمیم‌گیری را کاهش می‌دهد؛ بنابراین، استفاده از روش‌های علمی و الگوریتم‌های کاهش ابعاد برای حذف اطلاعات غیرضروری و استخراج ویژگی‌های کلیدی، ضروری است. علاوه بر این در صنایع فولاد، پدیده‌های پیچیده‌ای مانند تأثیر ترکیبات شیمیایی مواد اولیه بر کیفیت نهایی محصول، تأثیر شرایط دمایی بر ریزساختار فولاد و تأثیر پارامترهای نورد بر خواص مکانیکی ورق‌های فولادی، وجود دارد. این تعاملات پیچیده بین متغیرهای فرآیندی، اهمیت استفاده از مدل‌های داده‌محور و روش‌های تحلیل چندمتغیره را افزایش می‌دهد. امروزه استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی، یادگیری ماشین و هوش مصنوعی، راهکارهای نوینی برای تحلیل و بهینه‌سازی فرآیندهای صنعتی‌اند. این تکنیک‌ها به‌ویژه در صنایعی مانند صنعت فولاد، که حجم بالای داده را دارند، بسیار مؤثرند. یکی از مهم‌ترین مزایای استفاده از این روش‌ها، توانایی شناسایی الگوهای پنهان در داده‌ها و پیش‌بینی رفتار سیستم در شرایط مختلف عملیاتی است. این امر به بهبود دقت مدل‌های کنترلی، کاهش هزینه‌های ناشی از ضایعات و افزایش بهره‌وری کلی فرآیند کمک می‌کند. در این پژوهش، یک چارچوب تحلیلی جامع برای شناسایی و کاهش ابعاد متغیرهای کنترلی تولید در فرآیندهای چند مرحله‌ای صنعت فولاد ارائه می‌شود. این چارچوب شامل سه مرحلهٔ اصلی است: ابتدا جمع‌آوری داده‌های مربوط به متغیرهای کنترلی از مراحل مختلف خط تولید انجام می‌شود؛ سپس روش‌های آماری و یادگیری ماشین برای شناسایی متغیرهای تأثیرگذار و حذف متغیرهای کم‌اهمیت، به کار گرفته می‌شوند. درنهایت، یک مدل کنترلی بهینه برای مدیریت داده‌های کاهش‌یافته طراحی و تأثیر آن بر بهبود عملکرد کلی فرآیند ارزیابی می‌شود. هدف از این تحقیق، ارائهٔ یک رویکرد عملی برای بهینه‌سازی کنترل فرآیندهای تولید در صنایع فولاد است. انتظار می‌رود که نتایج این پژوهش، به بهبود عملکرد کنترل فرآیند، کاهش هزینه‌های تولید، افزایش کیفیت محصولات و کاهش میزان آلاینده‌های زیست‌محیطی منجر شود. درنهایت، توسعهٔ چنین مدل‌هایی، به‌عنوان یک ابزار تصمیم‌گیری برای مدیران و مهندسان صنایع فولاد به کار می‌رود و به بهبود بهره‌وری و رقابت‌پذیری این صنعت در سطح جهانی منجر می‌شود. در این راستا، در سال‌های اخیر، کاهش ابعاد متغیرهای کنترلی در سیستم‌های تولیدی چندمرحله‌ای، به یکی از موضوعات مهم در مهندسی تولید و کنترل کیفیت تبدیل شده است. مطالعات متعددی در این زمینه انجام شده است که روش‌های مختلف آماری و یادگیری ماشین را برای شناسایی و بهینه‌سازی متغیرهای فرآیندی بررسی کرده‌اند.

۲- مبانی نظری

پایش فرآیندهای تولیدی، یکی از جنبه‌های کلیدی کنترل کیفیت در صنایع مختلف است که با هدف بهبود کیفیت محصولات و کاهش ضایعات انجام می‌شود. با پیچیده‌ترشدن فرآیندهای تولیدی و افزایش تعداد متغیرهای کنترلی، روش‌های سنتی نظارت بر کیفیت، دیگر به‌تنهایی کارآمد نیستند. در این راستا، به استفاده از کنترل کیفیت چندمتغیره، تحلیل داده‌ها و روش‌های کاهش ابعاد توجه شده است. کنترل کیفیت چندمتغیره، چند متغیر را به‌طور هم‌زمان بررسی می‌کند و تعامل میان آنها را در تحلیل‌های آماری، مدنظر قرار می‌دهد. در این میان، روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)، یکی از پرکاربردترین تکنیک‌های کاهش ابعاد، با فشرده‌سازی اطلاعات و حذف

متغیرهای غیرضروری است که پیچیدگی تحلیل داده‌ها را کاهش می‌دهد و کارایی مدل‌های پیش‌بینی کیفیت محصول را بهبود می‌بخشد.

علاوه بر روش‌های آماری، یادگیری ماشین و داده‌کاوی نیز نقش مهمی در پایش فرآیندهای تولیدی دارند. مدل‌هایی مانند درخت تصمیم، جنگل تصادفی و شبکه‌های عصبی مصنوعی، حجم گسترده‌ای از داده‌های تولیدی را تحلیل و امکان شناسایی الگوهای پنهان را فراهم می‌کنند. در این میان، یادگیری عمیق چندوظیفه‌ای به‌عنوان یک روش پیشرفته، توانایی بالایی در پیش‌بینی کیفیت محصول در مراحل مختلف تولید دارد و نسبت‌به روش‌های سنتی، دقت بیشتری ارائه می‌دهد. در فرآیندهای تولید چندمرحله‌ای که متغیرهای زیادی در کیفیت محصول نهایی تأثیرگذارند، کاهش ابعاد متغیرهای کنترلی با استفاده از روش‌هایی مانند PCA، LDA و تکنیک‌های انتخاب ویژگی، نه‌تنها باعث کاهش پیچیدگی مدل‌های یادگیری ماشین می‌شود، دقت پیش‌بینی و بهینه‌سازی فرآیندها را نیز افزایش می‌دهد (Ahmadi Nadi et al., 2025).

پژوهش‌های انجام‌شده نشان داده‌اند که ترکیب روش‌های آماری با یادگیری ماشین، راهکارهای مؤثری را برای بهینه‌سازی فرآیندهای تولیدی ارائه می‌دهد. تحلیل واریانس و همبستگی متغیرها در کنار مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر داده‌کاوی، به شناسایی تغییرات غیرعادی در فرآیندها کمک می‌کند و عملکرد کلی سیستم را بهبود می‌بخشد. در صنایعی مانند فولاد و خودروسازی، که فرآیندهای تولیدی پیچیده و چندمرحله‌ای دارند، بهره‌گیری از این رویکردها تأثیر چشمگیری بر کاهش ضایعات و افزایش کیفیت محصول دارد؛ برای مثال، استفاده از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی در صنعت فولاد، به شناسایی متغیرهای کلیدی تأثیرگذار بر کیفیت نهایی محصول کمک کرده و کاهش ویژگی‌های غیرضروری در داده‌های تولیدی در صنعت خودروسازی، به بهینه‌سازی مدل‌های کنترل کیفیت منجر شده است.

بر این اساس، پژوهش حاضر با هدف ارائهٔ یک الگوی تحلیلی جامع، از ترکیب روش‌های کنترل کیفیت چندمتغیره، تحلیل مؤلفه‌های اصلی برای پایش فرآیندهای تولیدی بهره می‌برد. این مدل، متغیرهای کلیدی مؤثر بر کیفیت محصول را شناسایی و از روش‌های نوین کاهش ابعاد برای بهینه‌سازی داده‌های کنترلی استفاده می‌کند تا دقت پیش‌بینی و کارایی فرآیندهای تولیدی بهبود یابد. در این راستا، مطالعهٔ تیان و همکاران[1] (۲۰۲۲)، یک مدل پیش‌بینی کیفیت محصول را برای فرآیندهای تولید چندمرحله‌ای پیشنهاد داده است که از تحلیل داده‌های کلان و شبکه‌های عصبی استفاده می‌کند. این مدل قادر است تکنولوژی‌های تولیدی را در فرآیندهای چندمرحله‌ای بهینه‌سازی و همچنین تغییرات غیرعادی را در فرآیند شناسایی کند. این رویکرد به‌طور خاص برای صنایع فولادی کاربرد دارد که فرآیندهای پیچیده و چندمرحله‌ای دارند. الرفیحی و همکاران[2] (۲۰۲۲) در مطالعه‌ای که بر داده‌های تولیدی چندمرحله‌ای در صنعت خودروسازی متمرکز شده بود، روش‌هایی را برای کاهش ویژگی‌ها در مدل‌های یادگیری ماشین ارائه کردند. این مطالعه نشان داد که استفاده از مجموعه داده‌های گسترده بدون کاهش ویژگی‌ها، باعث افزایش پیچیدگی مدل‌های یادگیری ماشین و کاهش دقت آنها می‌شود. در این پژوهش، از الگوریتم‌های مبتنی بر انتخاب ویژگی برای کاهش ابعاد متغیرها استفاده شده است. تانگت و همکاران[3] (۲۰۱۷) روش جدیدی را برای شناسایی عیب در فرآیندهای چندمرحله‌ای، براساس اندازه‌گیری کیفیت محصول ارائه دادند. آنها از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) برای کاهش ابعاد داده‌های تولیدی استفاده کردند و نشان دادند که این روش به شناسایی

سریع‌تر و دقیق‌تر علل بروز مشکلات در خطوط تولید کمک می‌کند. بی و همکاران[۴] (۲۰۱۹)، یک مطالعهٔ تطبیقی را بر روش‌های کاهش ابعاد مختلف ازجمله تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)، تحلیل تفکیک خطی (LDA) و یادگیری عمیق انجام دادند. آنها نشان دادند که روش‌های کاهش ابعاد نه‌تنها میزان داده‌های پردازشی را کاهش می‌دهند، بر بهبود دقت پیش‌بینی کیفیت محصول نیز تأثیرگذارند. ژو و همکاران[۵] (۲۰۰۴)، یک روش آماری را برای شناسایی علل تغییرات در فرآیندهای چندمرحله‌ای تولید پیشنهاد کردند. این مطالعه نشان داد که روش‌های آماری مانند تحلیل واریانس (ANOVA) و **تحلیل همبستگی متغیرها**، به شناسایی متغیرهای کلیدی تأثیرگذار در مراحل مختلف فرآیند تولید کمک می‌کنند. این مطالعه تأکید می‌کند که ترکیب روش‌های آماری با مدل‌های یادگیری ماشین، یک راهکار مؤثر برای بهینه‌سازی فرآیندهای تولیدی است. اسماعیل و همکاران[۶] (۲۰۲۲)، در پژوهشی که در زمینهٔ نظارت بر کیفیت در فرآیندهای چندمرحله‌ای انجام شد، از مدل‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی کیفیت محصول استفاده کردند. این تحقیق نشان داد که استفاده از روش‌های **درخت** تصمیم[۷] و جنگل تصادفی[۸]، به بهبود کارایی کنترل کیفیت و کاهش نواقص در محصولات نهایی کمک می‌کند. یان و همکاران[۹] (۲۰۲۳)، از یادگیری عمیق چندوظیفه‌ای برای پیش‌بینی کیفیت تولید در فرآیندهای چندمرحله‌ای استفاده کردند. این روش نشان داد که یادگیری عمیق به پیش‌بینی کیفیت محصول در مراحل مختلف فرآیند تولید کمک می‌کند و دقت بالاتری نسبت‌به روش‌های سنتی دارد. پژوهش‌های انجام‌شده در زمینهٔ کاهش ابعاد متغیرهای کنترلی در سیستم‌های چندمرحله‌ای نشان می‌دهند که روش‌های مختلفی ازجمله تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)، **یادگیری ماشین**، یادگیری عمیق و تکنیک‌های آماری برای شناسایی و حذف متغیرهای کم‌اهمیت استفاده می‌شوند. همچنین این مطالعات تأکید دارند که کاهش ابعاد داده‌های کنترلی نه‌تنها باعث کاهش پیچیدگی مدل‌های کنترل فرآیند می‌شود، به بهبود دقت پیش‌بینی کیفیت محصول، افزایش بهره‌وری و کاهش هزینه‌های تولید نیز کمک می‌کند. این مطالعات همچنین نشان داده‌اند که ترکیب روش‌های داده‌کاوی و یادگیری ماشین با تحلیل‌های آماری، تأثیر چشمگیری بر بهینه‌سازی فرآیندهای تولیدی دارد. در صنعت فولاد، که فرآیندهای پیچیده و وابسته به متغیرهای متعددی دارد، استفاده از چنین روش‌هایی به بهبود کیفیت محصول و کاهش ضایعات تولیدی کمک می‌کند. پژوهش حاضر در راستای مطالعات گذشته، قصد دارد تا با ارائهٔ یک مدل تحلیلی جامع، متغیرهای کلیدی فرآیند تولید فولاد را شناسایی و از روش‌های نوین کاهش ابعاد برای بهینه‌سازی داده‌های کنترلی استفاده کند. با وجود مطالعات گسترده در زمینهٔ پایش فرآیندهای تولیدی و استفاده از روش‌های آماری و یادگیری ماشین، تاکنون مدل جامعی ارائه نشده است که به‌طور خاص، ترکیب بهینه‌ای از روش‌های کنترل کیفیت چندمتغیره، تحلیل مؤلفه‌های اصلی و یادگیری عمیق را برای شناسایی متغیرهای کلیدی در فرآیند تولید فولاد ارائه دهد؛ درنتیجه، پژوهش حاضر با هدف پرکردن این خلأ، یک الگوی تحلیلی نوین را در این حوزه ارائه می‌دهد.

۳- روش‌شناسی

این پژوهش بر رویکرد ترکیبی در تحلیل متغیرهای کنترلی تولید در محیط‌های پیچیده تمرکز دارد. این ترکیب، به‌دلیل قابلیت استخراج اطلاعات معنادار از داده‌های چندمتغیره و چندمرحله‌ای و همچنین امکان اولویت‌بندی عوامل کلیدی، انتخاب شده است. ماهیت پژوهش کمی است؛ زیرا با استفاده از داده‌های عددی و ابزارهای آماری،

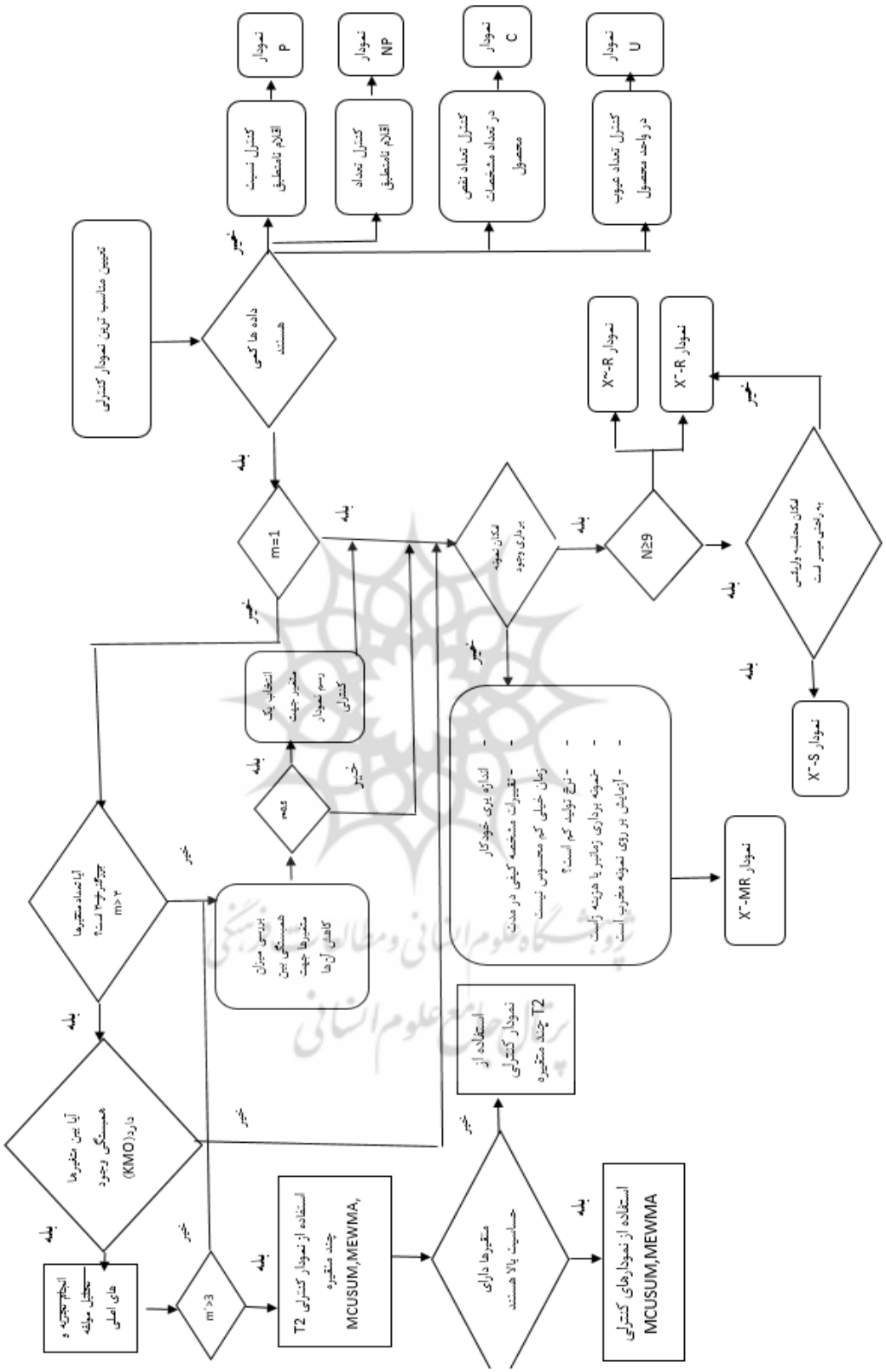
متغیرهای کنترلی را در فرآیند تولید شرکت فولاد مبارکهٔ اصفهان بررسی و تحلیل می‌کند. تمرکز اصلی تحقیق بر استخراج، تحلیل و تفسیر داده‌های کمی مرتبط با فرآیندهای تولید در این شرکت است. جامعهٔ آماری این پژوهش شامل تمامی فرآیندهای تولیدی و متغیرهای کنترلی مرتبط با خطوط تولید در ناحیهٔ فولادسازی شرکت فولاد مبارکه است. روش نمونه‌گیری به‌صورت هدفمند و براساس معیارهای مشخصی طراحی شده است تا داده‌های گردآوری‌شده، نمایندهٔ دقیقی از کل جامعهٔ آماری باشند. این فرآیند شامل شناسایی متغیرهای کنترلی کلیدی، استخراج داده‌ها و تحلیل تأثیرگذاری آنهاست.

برای گردآوری داده‌ها، از منابع مختلفی همچون پایگاه‌های دادهٔ علمی، مقالات پژوهشی، گزارش‌های معتبر، مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته و اطلاعات واقعی استخراج‌شده از سیستم‌های اطلاعاتی شرکت فولاد مبارکه استفاده شده است. داده‌های کمی و عملیاتی به‌طور مستقیم، از سیستم‌های ERP و پایگاه‌های اطلاعاتی داخلی شرکت جمع‌آوری شده‌اند. روش گردآوری اطلاعات براساس دو رویکرد استفاده از منابع کتابخانه‌ای و داده‌های میدانی طراحی شده است. در تحلیل داده‌ها، ترکیبی از تکنیک‌های آماری و نمودارهای کنترلی پیشرفته برای شناسایی ویژگی‌های متغیرهای کنترلی، بررسی ارتباط میان آنها و انتخاب ابزارهای مناسب برای پایش و کنترل فرآیند تولید به کار گرفته شده است.

در صورت وجود همبستگی بین متغیرها، از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) برای کاهش ابعاد داده‌ها و شناسایی مؤلفه‌های اصلی استفاده شده است؛ سپس متغیرهای منتخب در نمودارهای کنترلی چندمتغیره مانند MCUSUMو MEWMA پایش شده‌اند. با توجه به اینکه تعداد متغیرها محدود بود، از نمودارهای کنترلی T^2 هتلینگ تک‌متغیره بهره گرفته شده است. همچنین برای تحلیل داده‌های کیفی، از نمودارهای P، NP، C و U در کنترل کیفیت فرآیندها استفاده شده است. در مواردی که داده‌ها به‌صورت مستمر جمع‌آوری شده‌اند، از نمودارهای $\bar{X}$-S، $\bar{X}$-R و $\bar{X}$-MR برای بررسی تغییرات میانگین و محدودهٔ داده‌ها استفاده شده است.

ساختار انعطاف‌پذیر تحلیل داده‌ها در این پژوهش، تضمین می‌کند که تمامی متغیرهای کنترلی به‌طور دقیق پایش و تغییرات فرآیند تولید در سریع‌ترین زمان ممکن شناسایی شوند. این رویکرد امکان ارائهٔ راهکارهای عملی را برای بهبود فرآیند تولید، کاهش انحرافات و افزایش بهره‌وری فراهم می‌کند و برای سیستم‌های صنعتی پیچیده‌ای مانند شرکت فولاد مبارکهٔ اصفهان، روشی کارآمد و مؤثر محسوب می‌شود.

همچنین شکل ۱، فرایند گام‌به‌گام تجزیه و تحلیل داده‌ها را برای انتخاب نمودار کنترلی مناسب نمایش می‌دهد. در این فرایند ابتدا نوع داده‌ها (کمی یا کیفی)، تعداد نمونه‌ها، همبستگی متغیرها و میزان تغییرپذیری بررسی می‌شود؛ سپس براساس نتایج، تصمیم گرفته می‌شود که از چه نوع نمودار کنترلی مانند ($\bar{X}$-R ، $\bar{X}$-S، $\bar{X}$-MR، T^2، MCUSUM) یا (MEWMA) استفاده شود. این نمودار به تحلیلگران کمک می‌کند با طی‌کردن مسیرهای مشخص، مناسب‌ترین ابزار آماری را برای پایش و کنترل کیفیت انتخاب کنند.



شکل ۱- مراحل تجزیه و تحلیل دادها

Fig. 1. Data Analysis Stages

در ادامه، هرکدام از موارد الگوی بالا را بررسی می‌کنیم:

ابتدا بررسی می‌شود که آیا داده‌ها کمی (عددی و اندازه‌گیری‌شدنی) هستند یا خیر:

- اگر کمی باشند، مسیر به نمودارهای کمی هدایت می‌شود؛
- اگر کیفی باشند، مسیر به نمودارهای کیفی هدایت می‌شود. نمودارهای کیفی عبارت‌اند از:

۱. کنترل نسبت اقلام نامنطبق[۱۰]

اگر داده‌ها کیفی باشند و نسبت اقلام نامنطبق در فرآیند بررسی شود، این نمودار استفاده می‌شود.

۲. کنترل تعداد اقلام نامنطبق[۱۱]

این نمودار برای بررسی تعداد اقلام نامنطبق در نمونه‌هایی با حجم ثابت استفاده می‌شود.

۳. کنترل تعداد نقص در تعداد مشخصات محصول[۱۲]

این نمودار برای پایش تعداد نقص‌های موجود در نمونه‌ای ثابت از مشخصات محصول به کار می‌رود.

۴. کنترل تعداد عیوب در واحد محصول[۱۳]

اگر نقص‌ها در واحدهای مختلف محصول متفاوت باشند، از این نمودار استفاده می‌شود.

مسیر نمودارهای داده‌های کمی:

آیا تعداد متغیرها برابر با ۱ است؟ (m=1)

در این گام مشخص می‌شود که آیا فقط یک متغیر وجود دارد یا نه؛ اگر جواب بله باشد، مسیر تحلیل تک‌متغیره ادامه پیدا می‌کند.

در ادامه بررسی می شود که آیا امکان نمونه‌برداری وجود دارد یا خیر؛ اگر امکان‌پذیر باشد، مسیر تحلیل داده‌ها ادامه می‌یابد.

چنانچه امکان نمونه‌برداری وجود نداشته باشد و عوامل زیر نیز دخیل باشند، اندازه‌گیری به‌صورت خودکار، تغییرات مشخصهٔ کیفی در مدت‌زمان خیلی کم محسوس نباشد، نرخ تولید کم باشد، نمونه‌برداری زمان‌بر یا هزینه‌بر باشد و یا آزمایش بر نمونه‌ها مخرب باشد، از نمودار $\bar{X}$ -MR استفاده می‌شود.

در صورتی که امکان نمونه‌برداری وجود داشته باشد، بررسی می‌شود که آیا تعداد نمونه‌ها برابر با ۹ یا بیشتر است؟

$(N \geq 9)$

در این گام بررسی می‌شود که آیا تعداد نمونه‌ها برای تحلیل کافی است یا خیر:

- اگر $N \geq 9$، امکان محاسبهٔ واریانس بررسی می‌شود، چنانچه این امکان میسر باشد، نمودار $\bar{X}$-S و در غیر این صورت، نمودارهای $\tilde{X}$-R یا $\tilde{X}$-S انتخاب می‌شود؛
- اگر $N < 9$ ، به نمودار $\tilde{X}$-R یا $\tilde{X}$-S هدایت می‌شود.

نمودار $\tilde{X}$-R و $\tilde{X}$-S

اگر محاسبهٔ واریانس پیچیده و تعداد نمونه کافی باشد، از این نمودار استفاده می‌شود.

نمودار $\bar{X}$-S

اگر محاسبهٔ واریانس به‌راحتی امکان‌پذیر باشد و داده‌ها دارای توزیع نرمال باشند، این نمودار استفاده می‌شود.

ادامهٔ مسیر نمودارهای داده‌های کمی

اگر تعداد متغیرها (m) بیشتر از ۳ باشد، بررسی می‌شود که **آیا بین متغیرها همبستگی وجود دارد؟ (KMO)**

- اگر همبستگی کافی باشد، تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی انجام می‌شود؛
- اگر همبستگی کافی نباشد، تحلیل متوقف می‌شود و به تحلیل تک‌متغیره هدایت می‌شویم.

همچنین اگر تعداد متغیرها از ۳ کمتر باشد، **بررسی میزان همبستگی بین متغیرها برای کاهش آنها انجام و بررسی می‌شود که r < ۰/۵ (ضریب همبستگی) است یا خیر**.

- اگر **r < ۰/۵** باشد، تحلیل را همانند تعداد متغیرها برابر یک (m=۱) در نظر می‌گیریم؛
- در غیر این صورت، از بین آن متغیرها یکی را برای رسم نمودار کنترلی انتخاب می‌کنیم.

در ادامهٔ تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی، اگر تعداد متغیرهای جدید بزرگ‌تر و مساوی ۲ شد، از نمودارهای کنترلی چند متغیره T^2 Hotteling، MCUSUM و MEWMA استفاده می‌کنیم؛ سپس بررسی می‌شود که آیا متغیرها دارای حساسیت بالا هستند تا در این صورت، از نمودارهای MCUSUM و MEWMA استفاده شود. این نمودارها برای فرآیندهای چند متغیره با حساسیت بالا و تغییرات پیچیده استفاده می‌شوند؛ اما نمودار T^2 Hotteling حساسیت کمتری نسبت‌به این دو نمودار دارد.

روابط ریاضی

داده‌های کیفی

نمودار P (کنترل نسبت اقلام نامنطبق)

$$p_i = \frac{d_i}{n_i}$$

$$\bar{p} = \frac{\sum_{i=1}^{k} d_i}{\sum_{i=1}^{k} n_i}$$

$$UCL_p = \bar{p} + 3\sqrt{\frac{\bar{p}(1-\bar{p})}{n_i}}$$

$$LCL_p = \bar{p} - 3\sqrt{\frac{\bar{p}(1-\bar{p})}{n_i}}$$

نمودار C

$$\bar{c} = \frac{\sum_{i=1}^{k} c_i}{k}$$

$$UCL_c = \bar{c} + 3\sqrt{\bar{c}}$$

$$LCL_c = \bar{c} - 3\sqrt{\bar{c}}$$

نمودارU

$$u_i = \frac{c_i}{n_i}$$

$$\bar{u} = \frac{\sum_{i=1}^{k} c_i}{\sum_{i=1}^{k} n_i}$$

$$UCL_u = \bar{u} + 3\sqrt{\frac{\bar{u}}{n_i}}$$

$$LCL_u = \bar{u} - 3\sqrt{\frac{\bar{u}}{n_i}}$$

نمودار $\bar{X}$ - MR

$$MR_i = |X_i - X_{i-1}|$$

$$\overline{MR} = \frac{\sum_{i=2}^{m} MR_i}{m-1}$$

$$UCL_{MR} = D_4 \cdot \overline{MR}$$

$$LCL_{MR} = D_3 \cdot \overline{MR}$$

$$UCL_X = \bar{X} + E_2 \cdot \overline{MR}$$

$$LCL_X = \bar{X} - E_2 \cdot \overline{MR}$$

$$\bar{X} = \frac{\sum_{j=1}^{n} X_{ij}}{n}$$

$$\overline{R} = \frac{\sum_{i=1}^{m} R_i}{m}$$

$$UCL_X = \bar{X} + A_2 \cdot \overline{R}$$

$$LCL_X = \bar{X} - A_2 \cdot \overline{R}$$

نمودار $\bar{X}$ - R

$$S_i = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{n}(X_{ij} - \bar{X}_i)^2}{n-1}}$$

$$\overline{S} = \frac{\sum_{i=1}^{m} S_i}{m}$$

$$UCL_X = \bar{X} + A_3 \cdot \overline{S}$$

$$LCL_X = \bar{X} - A_3 \cdot \overline{S}$$

نمودار $\bar{X}$ - S

داده‌های کمی چندمتغیره

$$KMO = \frac{\sum_{i \neq j} r_{ij}^2}{\sum_{i \neq j} r_{ij}^2 + \sum_{i \neq j} q_{ij}^2}$$

آزمون KMO

$$Z_t = \lambda X_t + (1-\lambda) Z_{t-1}$$

$$T_t^2 = Z_t^T \left[\frac{\lambda}{(2-\lambda)} \left(1 - (1-\lambda)^{2t}\right) S \right]^{-1} Z_t$$

نمودار MEWMA

$$C_t = \max\left[0, C_{t-1} + (x_t - \mu_0)^T S^{-1} (x_t - \mu_0) - k\right]$$

نمودار MCUSUM

۳-۱ اعتبارسنجی الگوی پیشنهادی

خبرگان و متخصصان برجستهٔ صنعت فولاد مبارکه با حضور در یک نشست تخصصی، الگوی جدیدی را تأیید و تصدیق کرده‌اند که به‌منظور کاهش ابعاد متغیرهای کنترلی فرآیندهای تولید و ارتقای کیفیت محصولات طراحی شده است. این مدل، با هدف پاسخگویی به نیازهای روزافزون بازار و ارتقای بهره‌وری سازمان به وجود آمده است. تحقیقات انجام‌شده نشان می‌دهد که این الگو قادر است فرآیندهای تولید را به‌طور چشمگیری بهبود بخشد و از هدررفت منابع و انرژی جلوگیری کند. همچنین با افزایش کیفیت محصولات تولیدی، راهکارهای نوینی در راستای کاهش هزینه‌ها و زمان تولید ارائه می‌دهد. تأیید این الگو از سوی خبرگان صنعت، نشان‌دهندهٔ توانمندی و پتانسیل بالای الگو برای دیگر واحدهای صنعتی است.

یکی از مهم‌ترین نتایج این مدل، کاهش تعداد نمودارهای کنترلی مورد نیاز برای پایش فرآیندهای تولیدی بوده است. پیش از این برای هر متغیر، یک نمودار کنترلی جداگانه ترسیم می‌شد که مدیریت و تحلیل این تعداد زیاد از نمودارها، کار دشواری بود. با پیاده‌سازی روش پیشنهادی و استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)، تعداد متغیرهای کنترلی کاهش یافت و درنتیجه، تعداد نمودارهای کنترلی مورد نیاز نیز به شکل چشمگیری کم شد. این امر باعث شد که ۹۵٪ از نقاط خارج از کنترل، که قبلاً با استفاده از نمودارهای تک‌متغیره شناسایی می‌شدند، اکنون تنها با استفاده از ۴ نمودار کنترلی به دست آیند.

علاوه بر این، تحلیل‌ها نشان داده‌اند که میزان هم‌پوشانی بین نمودار کنترلی چندمتغیره MEWMA و نمودار تک‌متغیره I- MR برابر با ۵۸٪ است. با این حال، با افزایش مقدار لاندا (λ) در MEWMA، میزان هم‌پوشانی آن با I-MR به بیش از ۸۰٪ افزایش یافت که این نشان‌دهندهٔ حساسیت بالای این روش نسبت‌به تغییرات فرآیندی است. بررسی‌های بیشتر بر نمودارهای کنترلی EWMA تک‌متغیره برای هر مؤلفهٔ اصلی نشان داد که ۹۵٪ از نقاط خارج از کنترل، که در این نمودارها شناسایی شده بودند، در نمودار MEWMA نیز مشاهده‌شدنی‌اند. این یافته‌ها بر دقت و قابلیت اطمینان بالای این روش تأکید دارند.

نتایج حاصل از اعتبارسنجی، نشان می‌دهد که رویکرد پیشنهادی نه‌تنها به کاهش پیچیدگی پایش فرآیند منجر شده است، دقت و حساسیت سیستم کنترلی را نیز افزایش داده است. این بهبود چشمگیر در شناسایی نقاط خارج از کنترل، به کاهش هزینه‌های تولید، افزایش بهره‌وری و بهینه‌سازی منابع سازمانی منجر خواهد شد. خبرگان صنعت فولاد مبارکه، این مدل را تأیید و استفاده از آن را برای بهبود کنترل فرآیندهای تولیدی توصیه کرده‌اند.

روش اعتباریابی

روش ترکیبی به کار رفته در این پژوهش، با هدف تحلیل جامع متغیرهای کنترلی در فرآیند تولید، به‌گونه‌ای انتخاب شده است که قابلیت پردازش داده‌های چندمتغیره و چندمرحله‌ای و همچنین اولویت‌بندی عوامل کلیدی را فراهم آورد. اتکای پژوهش به داده‌های واقعی استخراج‌شده از سیستم‌های اطلاعاتی ERP و پایگاه‌های دادهٔ داخلی شرکت فولاد مبارکهٔ اصفهان، موجب افزایش اعتبار بیرونی یافته‌ها و انطباق کامل آنها با شرایط واقعی تولید شده است. بهره‌گیری از منابع علمی معتبر، گزارش‌های رسمی و مستند و مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با خبرگان، ضمن ارتقای دقت و صحت داده‌ها، به جامعیت تحلیل‌ها نیز افزوده است. روش نمونه‌گیری هدفمند و مبتنی بر معیارهای تخصصی مرتبط با فرآیندهای کلیدی، تضمین کرده است که داده‌های گردآوری‌شده، نماینده‌ای دقیق و معتبر از جامعهٔ آماری باشند.

در بخش تحلیل داده‌ها، ترکیب تکنیک‌های آماری پیشرفته با نمودارهای کنترلی چندمتغیره و تک‌متغیره، امکان شناسایی دقیق تغییرات کوچک و بزرگ فرآیند را فراهم کرده است. استفاده از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)برای کاهش ابعاد و تمرکز بر مؤلفه‌های اصلی پس از بررسی همبستگی بین متغیرها، به بهبود کیفیت مدل و کاهش نویز داده‌ها کمک کرده است. انتخاب ابزارهای پایش مناسب، مانند MCUSUM و MEWMA برای داده‌های چندمتغیره و نمودارهای T^2 هتلینگ برای شرایط محدودیت تعداد متغیر، به افزایش حساسیت سیستم کنترل نسبت‌به تغییرات فرآیند منجر شده است. در کنار آن، بهره‌گیری از نمودارهای P، NP، C و U برای داده‌های کیفی و نمودارهای $\bar{X}$-S، $\bar{X}$-R و $\bar{X}$-MR برای داده‌های کمی مستمر، پوشش کاملی از انواع داده‌ها ایجاد کرده است.

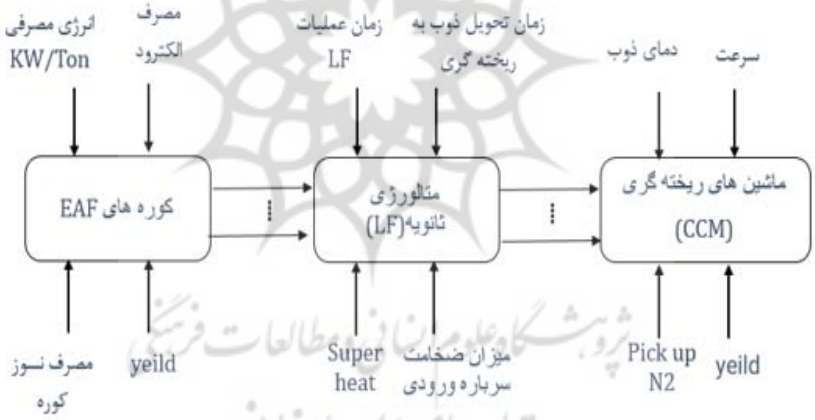
اعتبار درونی پژوهش نیز ازطریق به‌کارگیری رویکرد مثلث‌سازی داده‌ها[۱۴] و روش‌ها[۱۵] تقویت شده است؛ به این معنا که استفادهٔ هم‌زمان از چند منبع داده و چند ابزار تحلیل، احتمال خطا و سوگیری را کاهش داده و موجب اطمینان از پایداری نتایج شده است. این ویژگی‌ها، همراه با ساختار انعطاف‌پذیر تحلیل، تضمین کرده‌اند که تمامی متغیرهای کنترلی به‌صورت دقیق پایش و تغییرات فرآیند تولید در کوتاه‌ترین زمان ممکن شناسایی شوند؛ بنابراین، روش به کار رفته در این پژوهش، با توجه به جامعیت، انطباق با شرایط واقعی، بهره‌گیری از داده‌های معتبر و

استفاده از تکنیک‌های آماری پیشرفته، از اعتبار علمی و عملی بالایی برخوردار است و مبنای مطمئنی برای تصمیم‌گیری‌های راهبردی در صنایع پیچیده به شمار می‌رود.

۴- مطالعهٔ کاربردی

فرآیند تولید تختال در شرکت فولاد مبارکه، مطابق با شکل ۲، شامل سه مرحلهٔ اصلی است: کوره‌های قوس الکتریکی(EAF) ، متالورژی ثانویه و ماشین‌های ریخته‌گری. در مرحلهٔ اول، آهن‌قراضه وارد کوره‌های EAF و با استفاده از انرژی الکتریکی و الکترودها ذوب می‌شود؛ سپس این مذاب وارد مرحلهٔ دوم، یعنی متالورژی ثانویه و جایی می‌شود که ترکیب شیمیایی آن بررسی و مواد افزودنی لازم به آن اضافه می‌شود. درنهایت، مذاب تصفیه‌شده به ماشین‌های ریخته‌گری منتقل می‌شود و تختال‌های فولادی به‌عنوان خروجی این مرحله تولید می‌شوند.

یکی از چالش‌های اساسی در این فرآیند، تعدد متغیرهای کنترلی در هریک از این سه مرحله است؛ برای نمونه، در مرحلهٔ ریخته‌گری برای ۹ متغیر مختلف، نمودارهای کنترلی ترسیم می‌شود. با در نظر گرفتن ۵ ماشین ریخته‌گری، تعداد این نمودارها به ۴۵ نمونه می‌رسد که مدیریت و پایش این حجم از اطلاعات فرآیندی را پیچیده می‌کند؛ از این رو، در ابتدا متغیرهای هر مرحله به‌صورت مستقل، ازنظر همبستگی و روابط رگرسیونی بررسی می‌شوند و سپس با استفاده از روش‌های کاهش ابعاد، تعداد آنها کاهش می‌یابد. این فرآیند برای تمامی مراحل اصلی تولید، مطابق با شکل ۲، اجرا می‌شود و هدف آن بهینه‌سازی پایش و کنترل فرآیند تولید تختال است.



شکل ۲- مراحل تولید شرکت فولاد مبارکه

Fig. 2. Production Stages of Mobarakeh Steel Company

همچنین در این پژوهش، تحلیل مناسبی برای شناسایی متغیرهای مهم انجام می‌شود و متغیرهای منتخب، نمایندهٔ مناسبی برای دیگر متغیرها هستند. نکتهٔ مهم دیگر این است که اگر همهٔ متغیرها در سه مرحلهٔ اصلی فرایند در نظر گرفته شوند، طراحی نمودارهای کنترلی براساس هریک از متغیرها کاری بسیار سخت و زمان‌بر است. این کار ازنظر عملیاتی نیز اجرایی نیست. همچنین تحلیل و بررسی این تعداد نمودار کنترلی میسر نیست؛ بنابراین، با استفاده از روش‌های کاهش ابعاد مانند تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) و بررسی همبستگی بین متغیرها، تعداد متغیرها کاهش یافت و تنها متغیرهای مهم شناسایی و در طراحی نمودارهای کنترلی لحاظ شده‌اند. این رویکرد نه‌تنها پیچیدگی فرآیند را کاهش داده است، زمان و منابع لازم برای تحلیل داده‌ها و کنترل فرآیند را بهینه‌سازی کرده است. درنهایت،

تعداد نمودارهای کنترلی به میزان درخور توجهی کاهش یافت و تمرکز تنها بر متغیرهای کلیدی معطوف شد که بیشترین تأثیر را در کیفیت و بهره‌وری تولید دارند.

۴-۱ یافته‌ها

همان‌طور که در بخش روش تحقیق اشاره شد، این مطالعهٔ موردی بر فرآیند سه‌مرحله‌ای فولادسازی انجام شده است. در این پژوهش، از نرم‌افزار **پرسیم** و مینی‌تب برای تحلیل فرآیندها استفاده شده است؛ برای نمونه، متغیرها و نتایج مربوط به **مرحلهٔ سوم** (ریخته‌گری) در این تحقیق بررسی شده‌اند.

مرحلهٔ سوم شامل فرآیندهای مرتبط به ماشین‌های ریخته‌گری است که خبرگان و پایگاه داده شرکت فولاد مبارکه در مرحلهٔ ریخته‌گری، ۹ متغیر و ۲۸۸۱ نمونه را در سه ماه اول سال ۱۴۰۳ به دست آوردند. این متغیرها شامل موارد ذکرشده در جدول۱ هستند و در این مرحله، پارامترهای کلیدی بررسی شده‌اند.

جدول ۱- متغیرهای مربوط به فرآیند ریخته‌گری

Table 1. Casting Process Parameters

نام متغیر	تعریف متغیر
QLY ACT	گرید ورق‌ها
SRD1 ACT	سرعت واقعی خط ۱
SRD2 ACT	سرعت واقعی خط ۲
LADLE(kg)	وزن ته پاتیل
TUND(kg)	وزن ته تاندیش
YIELD	بازدهی
SLAB	وزن تختال
SUPER HEAT	اختلاف دمای ذوب در تاندیش و دمای انجماد
AVERAGE TUND TEMP	متوسط دمای چهار نقطهٔ تاندیش
PICK UP N2	نیتروژن محلول در ذوب

در این پژوهش، مجموعه‌ای از متغیرهای کلیدی در فرآیند تولید فولاد بررسی شده‌اند که شامل مشخصات گرید محصول، سرعت خطوط تولید، وزن باقی‌مانده در پاتیل و تاندیش، بازدهی فرآیند و پارامترهای دمایی است که QLY. ACTنشان‌دهندهٔ گرید ورق‌های تولیدی است و SRD1 ACT و SRD2 ACT سرعت واقعی خطوط ۱ و ۲ را نشان می‌دهند؛ به‌طوری که میانگین سرعت این دو خط، یک متغیر به نام AVR SARD ACT در نظر گرفته شده است. LADLE (kg) مقدار وزنی باقی‌مانده در پاتیل را پس از تخلیهٔ مذاب مشخص می‌کند و TUND (kg) وزن باقی‌مانده را در تاندیش نشان می‌دهد. YIELD بیانگر بازدهی فرآیند است که نسبت وزن محصول نهایی به وزن مواد اولیهٔ ورودی تعریف می‌شود.SLAB وزن تختال تولیدشده در فرآیند ریخته‌گری مداوم را نشان می‌دهد. SUPER HEATاختلاف دمای مذاب درون تاندیش و دمای انجماد آن را مشخص می‌کند که نقش مهمی در کیفیت و یکنواختی محصول نهایی دارد. AVERAGE TUND TEMP متوسط دمای چهار نقطهٔ تاندیش را ارائه می‌دهد که برای کنترل فرآیند ریخته‌گری و تضمین پایداری دمای مذاب ضروری است. درنهایت، PICK UP N2 میزان

نیتروژن محلول در مذاب را نشان می‌دهد که کنترل آن برای جلوگیری از مشکلات کیفی مانند تخلخل‌های گازی در فولاد اهمیت دارد. طبق شکل ۱، که مراحل تجزیه و تحلیل داده‌ها را نشان می‌دهد، با توجه به اینکه داده‌ها کمی‌اند و تعدادشان بیشتر از ۳ است، ابتدا به بررسی همبستگی بین متغیرها نیاز است. برای این منظور، با توجه به جدول آزمون KMO که برای ارزیابی کفایت نمونه‌گیری انجام شد، همبستگی بین متغیرها پذیرفتنی است و امکان انجام تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) برای کاهش ابعاد داده‌ها وجود دارد. مطابق با روش تحلیلی دنبال‌شده، ابتدا داده‌های خام مربوط به ریخته‌گری بررسی و تنها متغیرهای مشخص‌شده در تحلیل در نظر گرفته شده‌اند.

جدول ۲، نتایج آزمون KMO را نشان می‌دهد.

جدول ۲- نتایج KMO

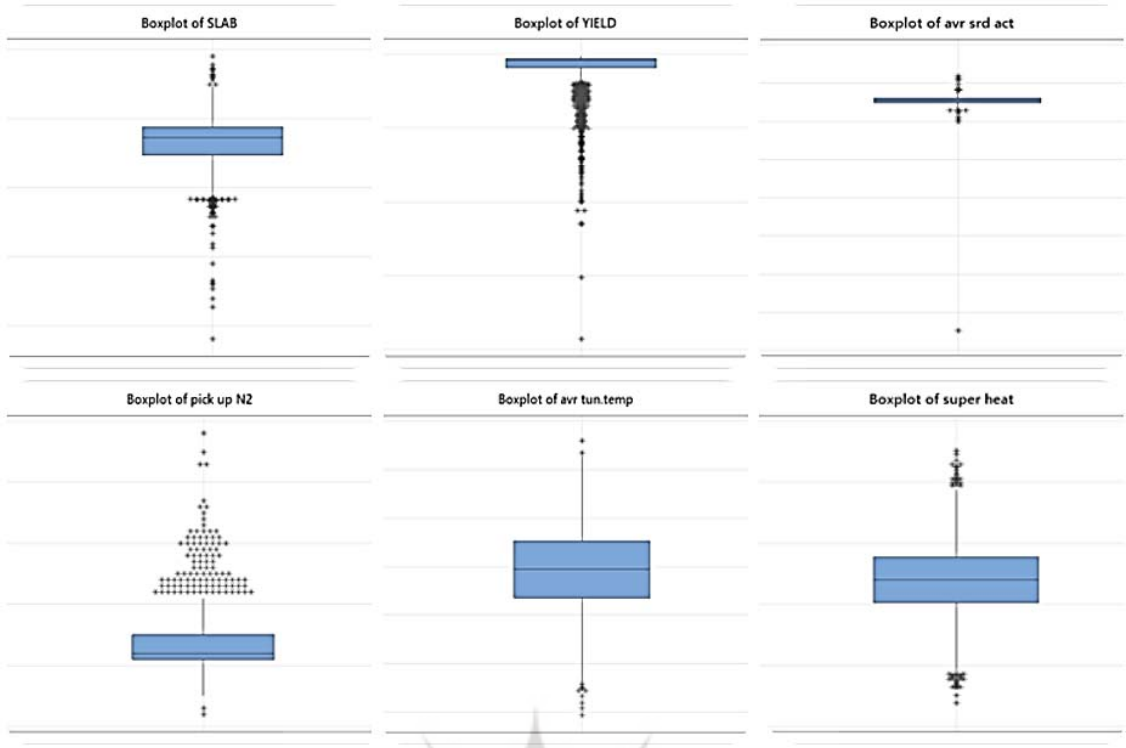
Table 2. Results of the KMO (Kaiser-Meyer-Olkin) Test

شاخص	مقدار
KMO	۰/۷۸
آزمون بارتلت	۰/۰۰۱, p <۳۶, df = ۱۲۴۵/۳۲χ^2 =

- مقدار۰/۷۸ = KMO نشان می‌دهد که کفایت نمونه‌گیری در حد پذیرفتنی است.
- آزمون **بارتلت** با مقدار ۰/۰۰۱ > p نشان می‌دهد که همبستگی بین متغیرها برای انجام تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) مناسب است.

در گام اول، داده‌های خام ریخته‌گری ازطریق باکس پلات بررسی شده‌اند تا نقاط پرت شناسایی و حذف شوند. این مسئله باعث کاهش تعداد نمونه‌ها به ۲۱۶۲ و به‌منظور افزایش دقت مدل و جلوگیری از تأثیرگذاری داده‌های غیرطبیعی بر تحلیل انجام شده است. شکل ۳، شامل شش نمودار باکس پلات است که توزیع داده‌ها، شناسایی نقاط پرت و بررسی پراکندگی متغیرهای کلیدی را در فرآیند ریخته‌گری نشان می‌دهد؛ سپس با استفاده از تحلیل مؤلفهٔ اصلی (PCA)، سه مؤلفهٔ اصلی PC1، PC2 و PC3 انتخاب شده‌اند که بیشترین واریانس داده‌ها را توضیح می‌دهند. این نتایج در جدول ۳ نشان داده شده است. این مؤلفه‌ها به‌عنوان ورودی در تحلیل‌های بعدی استفاده شده‌اند.

پس از انتخاب مؤلفه‌های اصلی، **رابطهٔ رگرسیونی** بین هر مؤلفه نوشته شده است تا تأثیر آنها بر متغیرهای کلیدی مشخص شود. درنهایت با توجه به مدل تحلیلی ارائه‌شده، برای بررسی کنترل فرآیند، از **نمودار کنترلی چند متغیره** استفاده شده است. دلیل استفاده از این نمودار، این است که براساس مدل مدنظر، اگر تعداد داده‌های جدید **('m)**بیشتر از ۳ باشد، استفاده از **نمودار کنترلی چند متغیره** ضروری خواهد بود. این روش امکان بررسی هم‌زمان چندین متغیر و تحلیل تغییرات فرآیند را فراهم و از انحراف‌های احتمالی در تولید جلوگیری می‌کند.



شکل ۳- نمودارهای باکس‌پلات مربوط به میانگین سرعت واقعی ریخته‌گری، بازدهی فرآیند، وزن تختال، سوپرهیت، میانگین دمای تاندیش و نیتروژن محلول

Fig. 3. Box Plots of the Actual Casting Speed Mean, Process Yield, Slab Weight, Superheat, Mean Tundish Temperature, and Dissolved Nitrogen

جدول ۳- مؤلفهٔ اصلی مرتبط با فاز اول تولید

Table 3- Principal Component Associated with the First Phase of Production

VAR	PC1	PC2	PC3
AVR SRD ACT	-۰/۴۹۴	۰/۷۸۲	-۰/۳۳۶
QLY ACT	-۰/۶۷۲	-۰/۵۱۹	۰/۴۹۴
LADLE(kg)	-۰/۲۸۹	۰/۸۱۷	-۰/۰۷۱
TUND(kg)	۰/۸۷۵	۰/۳۶۹	-۰/۲۲۴
YIELD	-۰/۴۰۲	-۰/۸۵۱	۰/۲۸۵
SLAB	۰/۶۱۷	-۰/۴۲۸	۰/۲۶۰
SUPER HEAT	-۰/۹۴۵	۰/۲۳۰	۰/۱۹۷
AVR TUND TEMP	-۰/۲۲۷	۰/۶۳۱	۰/۷۱۲
PICK UP N2	۰/۷۹۶	۰/۳۳۳	۰/۰۲۰

در این پژوهش، ضرایب مؤلفهٔ اصلی (PC1 ،PC2 ، PC3) برای متغیرهای کلیدی فرآیند فولادسازی محاسبه شده است که میزان تأثیر و ارتباط هر متغیر را در ترکیب‌های اصلی نشان می‌دهد.

اگر $x_1,x_2,.....x_p$ متغیرهای استانداردشده باشند، مؤلفهٔ اصلی k به‌صورت خطی از این متغیرها در فورمول ۱) نوشته می‌شود:

$$PC_k=a_{k1}x_1+a_{k2}x_2+\cdots+a_{kp}x_p \quad (۱)$$

a_{kj}: بار عاملی یا ضریب (loading) متغیر j در مؤلفهٔ k

✓ PC1 شامل متغیرهای QLY ACT، TUND (kg)، SLAB، SUPER HEAT و PICK UP N2 است که رابطهٔ رگرسیونی متغیرها به شکل فرمول ۲) تعریف می‌شود:

PC1= -۰/۶۷۲* QLY ACT+ ۰/۸۷۵* TUND (kg)+ ۰/۶۱۷* SLAB-۰/۹۴۵* SUPER HEAT+ ۰/۷۹۶* PICK UP N2 (۲)

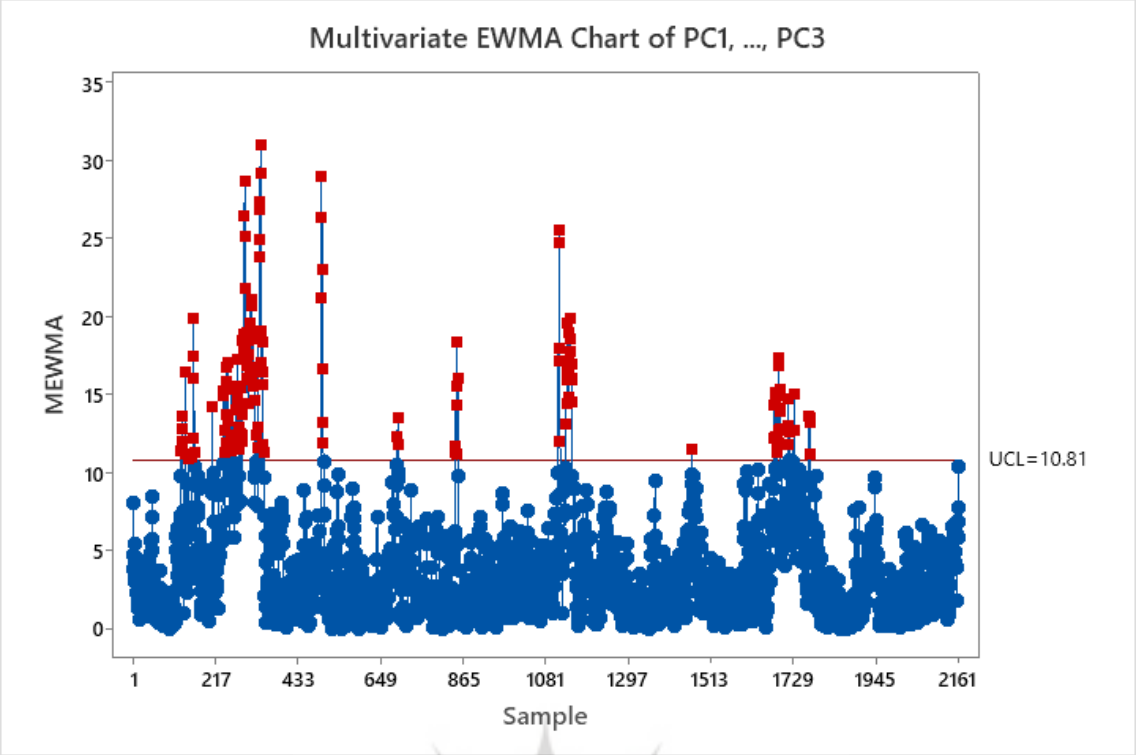
✓ PC2 شامل متغیرهای: AVR SRD ACT، LADLE (kg) و YIELD است که رابطهٔ رگرسیونی این متغیرها به‌صورت فرمول ۳) است:

PC2= ۰/۷۸۲* AVR SRD ACT+۰/۸۱۷* LADLE (kg)-۰/۸۵۱* YIELD (۳)

✓ PC3 شامل متغیر AVR TUN TEMP و رابطهٔ رگرسیونی این متغیر به‌صورت فرمول ۴) است:

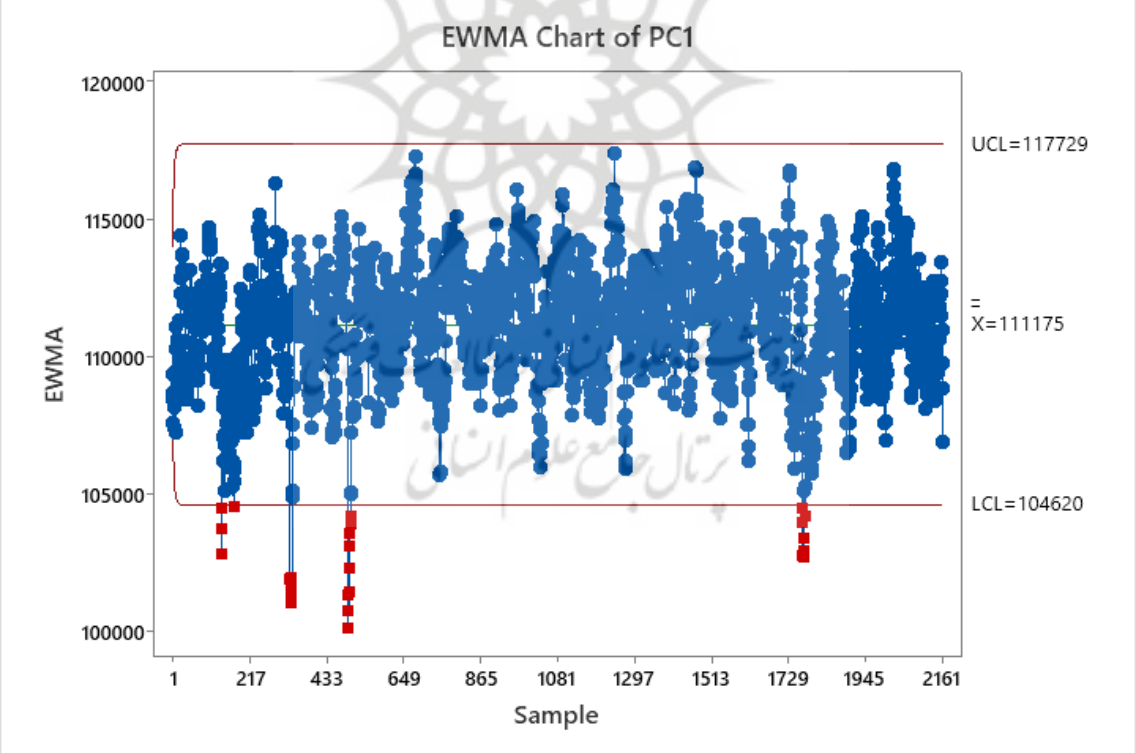
PC3= ۰/۷۱۲* AVR TUN TEMP (۴)

به‌دلیل اینکه تعداد متغیرهای جدید (m´) بیشتر از ۲ شده است (۳ pc)، باید از یکی از نمودارهای کنترلی چند متغیره مانند T2 Hotelling، MCUSUM و یا MEWMA استفاده کنیم و به‌دلیل اینکه این متغیرها حساسیت بالایی دارند و باید نمودار کنترلی نسبت‌به تغییرات کوچک و متوسط آنها به‌سرعت پاسخ دهد، بنابراین برای رسم، از نمودار کنترلی MEWMA استفاده کرده‌ایم. در ادامه نمودارهای کنترلی MEWMA (چندمتغیره) برای پایش هر سه PCA به‌صورت واحد و همچنین ۳ نمودار EWMA (تک‌متغیره) برای هرکدام از PCA نشان داده شده است. شکل ۴، نمودار کنترلی MEWMA برای هر سه PCA را نشان داده است که سه متغیر جدید شناخته شده‌اند و نقاط قرمزرنگ در این نمودار نشان‌دهندهٔ نمونه‌هایی‌اند که در هر سه PCA خارج از محدودهٔ کنترل قرار دارند. شکل ۵، نمودار کنترلی EWMA تک متغیره برای PCA1 است. نقاط قرمزرنگ در این نمودار نشان‌دهندهٔ نمونه‌هایی‌اند که خارج از محدودهٔ کنترل قرار دارند و به‌طور غیرعادی از فرآیند منحرف شده‌اند. این انحرافات، سیگنال‌هایی برای نیاز به بررسی بیشتر یا اصلاح فرآیند در نظر گرفته می‌شوند. در شکل ۶، نمودار کنترلی EWMA تک‌متغیره برای PCA2نمایش داده شده است. مشابه نمودار اول، نقاط قرمزرنگ در این نمودار نشان‌دهندهٔ نمونه‌های خارج از کنترل‌اند. این نمودار نیز به ما کمک می‌کند تا تغییرات احتمالی را در فرآیند شناسایی کنیم و در صورت لزوم، اقدامات اصلاحی را انجام دهیم. شکل ۷ نمودار کنترلی EWMA برای PCA3 است که به مانند دو نمودار قبلی، نقاط قرمزرنگ در آن نشان‌دهندهٔ نمونه‌های خارج از کنترل‌اند. این اطلاعات به شناسایی نقاط بحرانی و تحلیل ریسک در فرآیند کمک می‌کنند تا از بروز مشکلات در آینده جلوگیری شود.



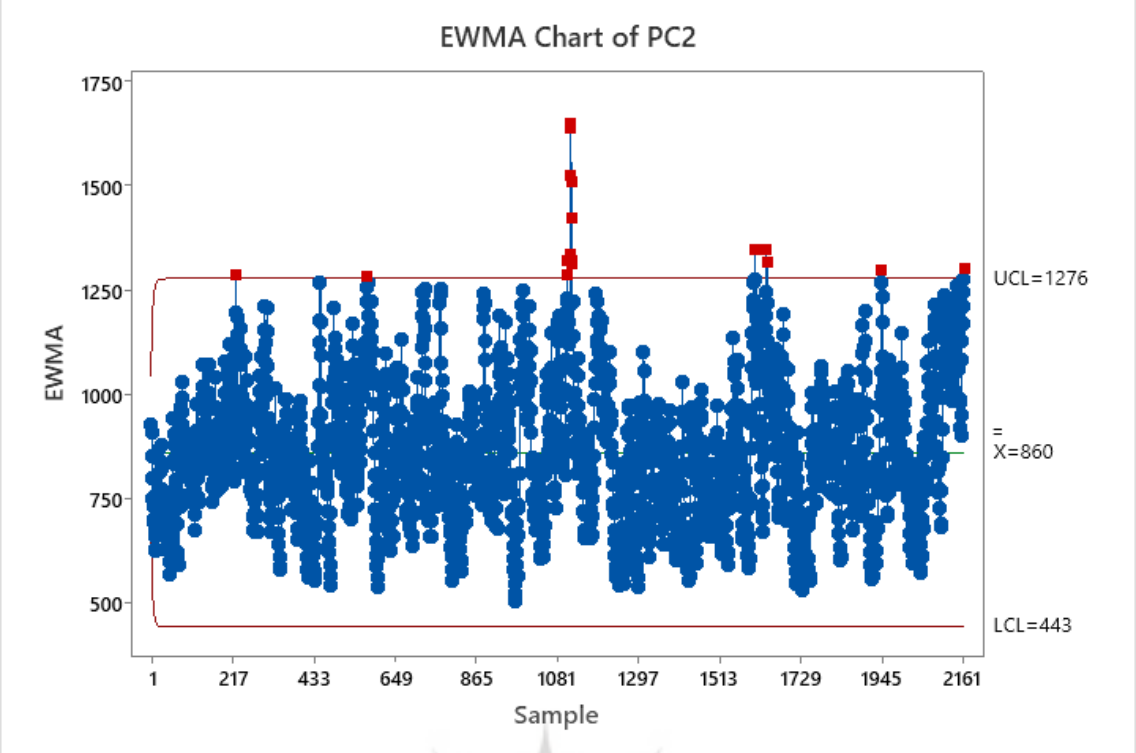
شکل ۴- نمودار کنترلی **MEWMA** برای متغیرهای فرآیند ریخته‌گری

Fig.4- MEWMA Control Chart for Casting Process Variables



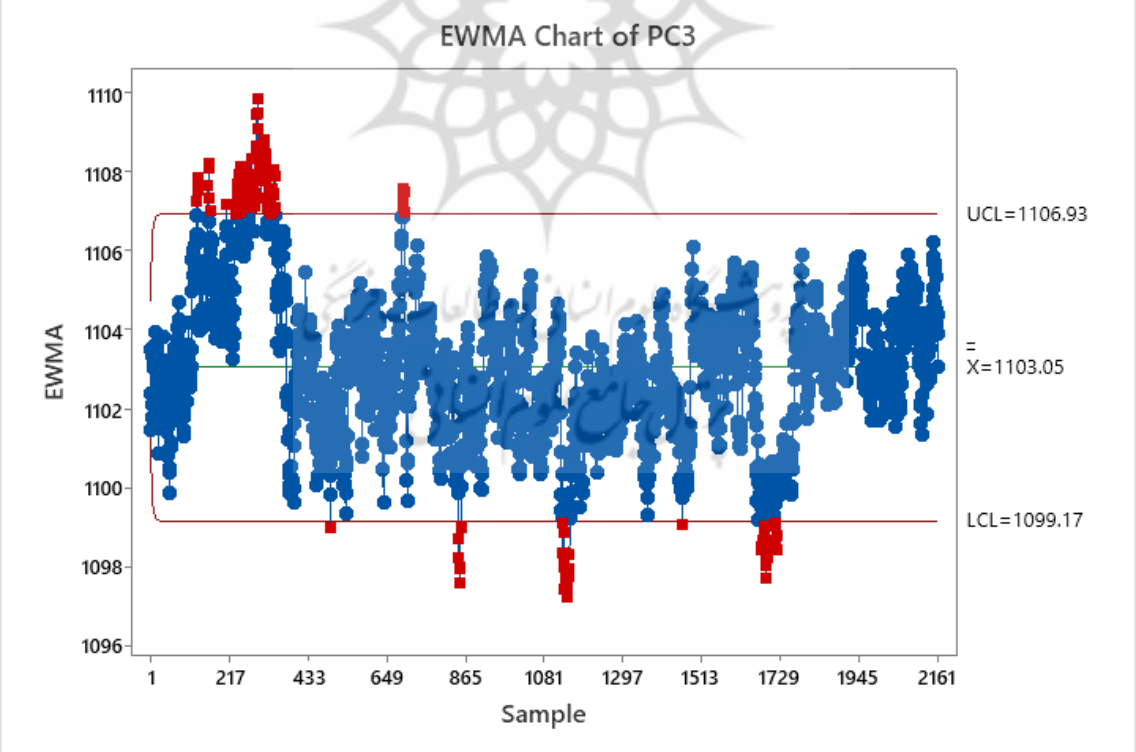
شکل ۵- نمودار کنترلی **EWMA** برای متغیرهای مؤلفهٔ اصلی اول **(PCA1)**

Fig. 5- Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) Control Chart for Principal Component 1 (PCA1) Variables



شکل ۶- نمودار کنترلی EWMA برای متغیرهای مؤلفهٔ اصلی دوم (PCA2)

Fig. 6- Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) Control Chart for Principal Component 2 (PCA2) Variables



شکل ۷- نمودار کنترلی EWMA برای متغیرهای مؤلفهٔ اصلی سوم (PCA3)

Fig. 7- Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) Control Chart for Principal Component 3 (PCA3) Variables

۵- بحث

این پژوهش نشان داد که استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) به‌همراه نمودارهای کنترلی چندمتغیره، به‌ویژهMEWMA ، در فرآیندهای تولیدی چندمرحله‌ای مانند ریخته‌گری فولاد، پیچیدگی پایش فرآیند را به‌طور مؤثری کاهش و دقت شناسایی نقاط خارج از کنترل را افزایش می‌دهد. نتایج آزمون KMO (با مقدار ۰/۷۸) و آزمون بارتلت ($p < ۰/۰۰۱$) نشان داد که ساختار همبستگی بین متغیرهای فرآیندی مناسب است و داده‌های جمع‌آوری‌شده قابلیت تحلیل چندمتغیره را دارند. این امر، استفاده از روش‌های کاهش ابعاد مانند PCA را در این نوع فرآیندها، توجیه‌پذیر می‌کند.

مقایسه با تحقیقات پیشین

۱. **استفاده از PCA:** در این پژوهش، تحلیل PCA به استخراج سه مؤلفهٔ اصلی منجر شد که درمجموع بیش از ۸۷٪ واریانس داده‌ها را پوشش دادند. این نتیجه با مطالعات قبلی مانند پژوهش بی و همکاران (۲۰۱۹) همخوانی دارد که نشان داده‌اند استفاده از PCA، پیچیدگی‌های داده‌های فرآیندی را کاهش می‌دهد. با این حال در پژوهش حاضر، تمرکز بر داده‌های فرآیند ریخته‌گری فولاد و ترکیب آن با نمودارهای کنترلی چندمتغیره (MEWMA)، یک رویکرد نوآورانه و برجسته است. به عبارت دیگر، این مطالعه اولین بار، این ترکیب خاص از روش‌ها را در صنعت ریخته‌گری فولاد معرفی می‌کند.

۲. نمودارهای MEWMA: استفاده از نمودارهای MEWMA با پارامتر $\lambda=۰/۱$ در این تحقیق، ۱۷ نقطهٔ خارج از کنترل را شناسایی کرد. مقایسهٔ این نتایج با مطالعات قبلی نشان می‌دهد که انتخاب پارامترλ، تأثیر زیادی بر حساسیت مدل دارد. در پژوهش گائو و همکاران[۱۶] (۲۰۲۰)، تأثیر پارامتر λ در حساسیت مدل MEWMA بررسی شده است؛ اما در این مطالعه، تحلیل دقیق‌تری از اثر تغییر λ بر همپوشانی نقاط شناسایی‌شده با نمودارهای تک‌متغیره مانند EWMA و I-MR انجام شده است. در پژوهش‌های پیشین، این نکته کمتر ازلحاظ تفصیلی و عملی توجه شده بود.

تفاوت‌ها و شباهت‌ها

- شباهت‌ها: نتایج این پژوهش با بسیاری از تحقیقات پیشین هم‌راستاست، به‌ویژه در استفاده از PCA برای کاهش ابعاد داده‌ها و استفاده از نمودارهای MEWMA در پایش فرآیندهای صنعتی. همچنین تأثیر مثبت استفاده از تکنیک‌های کاهش ابعاد بر بهبود دقت پیش‌بینی و کاهش پیچیدگی پایش فرآیندها، مشابه یافته‌های پژوهش‌های بی و همکاران (۲۰۱۹) و گائو و همکاران (۲۰۲۰) است.
- تفاوت‌ها: در این مطالعه، تمرکز خاص بر فرآیند ریخته‌گری فولاد و ترکیب PCA با MEWMA برای پایش نقاط بحرانی، نوآوری کلیدی این تحقیق محسوب می‌شود. همچنین بررسی تأثیر دقیق پارامتر λ در حساسیت نمودارهای MEWMA و مقایسهٔ آن با روش‌های تک‌متغیره، از ویژگی‌های متمایز این پژوهش است که در پژوهش‌های قبلی به آن توجه نشده است.

توصیه‌های مدیریتی

نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که استفاده از روش‌های داده‌محور و چندمتغیره در پایش فرآیندهای تولیدی، به‌ویژه در صنایعی با حجم بالای داده‌های عملیاتی، دقت نظارت را به‌طور مؤثری افزایش و هزینه‌های تحلیل را کاهش می‌دهد؛ به‌ویژه پیشنهاد می‌شود سازمان‌های تولیدی که درگیر فرآیندهای پیچیدهٔ صنعتی مانند ریخته‌گری فولادند، به‌جای استفاده از روش‌های سنتی تک‌متغیره، از مدل‌های تحلیل چندمتغیره و تکنیک‌های کاهش ابعاد بهره ببرند. این رویکرد به‌ویژه در بهبود کیفیت محصول و کاهش زمان تصمیم‌گیری مؤثر است. همچنین باید در فرآیندهای صنعتی، به بهینه‌سازی پارامترهای مدل‌های کنترلی، مانند λ در MEWMA، به‌طور دقیق و مستمر توجه شود تا بهترین عملکرد ممکن به دست آید.

۶- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، به‌منظور ارتقای دقت و کارایی سامانهٔ پایش فرآیندهای تولیدی در صنعت فولاد، یک چارچوب تحلیلی مبتنی بر ترکیب روش‌های کاهش ابعاد و کنترل کیفیت آماری طراحی و پیاده‌سازی شد. رویکرد پیشنهادی براساس تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)، به‌عنوان ابزار کاهش ابعاد و فشرده‌سازی داده‌ها و نمودارهای کنترلی پیشرفته شامل MEWMA ، EWMA و I-MR توسعه یافته است.

در گام اول، با استفاده از آزمون KMO و بارتلت، کفایت نمونه‌گیری و وجود همبستگی معنادار میان ۹ متغیر فرآیندی در مرحلهٔ ریخته‌گری تأیید شد (KMO=۰/۸۷ و p <۰/۰۰۱)؛ سپس تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) اجرا و به استخراج سه مؤلفهٔ اصلی منجر شد که درمجموع بیش از ۸۷٪ از واریانس کل داده‌ها را تبیین می‌کردند. این سه مؤلفه، نمایندگان فشرده‌شدهٔ متغیرهای اصلی بودند و مبنای طراحی نمودارهای کنترلی قرار گرفتند.

در ادامه، نمودار کنترل چندمتغیره MEWMA با پارامتر λ=۰/۱ ترسیم شد. این نمودار، موفق به شناسایی ۱۷ نقطه خارج از کنترل آماری (OOC) شد. برای اعتبارسنجی یافته‌ها، نمودارهای تک‌متغیره I-MR برای هر مؤلفه به‌صورت مجزا ترسیم شد. در این تحلیل، تنها ۵۸٪ از نقاط OOC با نتایج MEWMA همپوشانی داشتند. با افزایش پارامتر λ به ۰/۹، میزان همپوشانی به بیش از ۸۰٪ ارتقا یافت. این موضوع نشان‌دهندهٔ تأثیر مستقیم انتخاب مقدار λ بر عملکرد آشکارساز MEWMA است و بر ضرورت تنظیم بهینهٔ این پارامتر در کاربردهای صنعتی تأکید دارد.

همچنین، نمودارهای EWMA برای هریک از مؤلفه‌ها ترسیم و مشخص شد که ۹۵٪ از نقاط خارج از کنترل شناسایی‌شده در EWMA با یافته‌های MEWMA هم‌پوشانی دارند. این نتیجه، بیانگر هماهنگی رفتار دینامیکی این دو روش و اثربخشی بالای مدل پیشنهادی در پایش تغییرات فرآیندی است.

پیش از اجرای این مدل، برای بیش از ۵۰ متغیر فرآیندی به‌صورت مستقل از نمودارهای کلاسیک $\bar{X}$ و R استفاده می‌شد که موجب پیچیدگی زیاد، تحلیل‌های زمان‌بر و افزایش هشدارهای کاذب می‌شد؛ اما با استفاده از چارچوب پیشنهادی، تنها با چهار نمودار کنترلی MEWMA برای همهٔ مؤلفه‌ها و EWMA/I-MR برای تک‌تک آنها پوشش ۹۵٪ از نقاط بحرانی فرآیند به دست آمد. این ساده‌سازی چشمگیر نه‌تنها باعث کاهش حجم تحلیل‌ها شد، بدون افت در دقت، ازنظر کمیتهٔ فنی کنترل کیفیت شرکت فولاد مبارکه نیز تأیید و به مرحلهٔ بهره‌برداری عملیاتی وارد شد.

تحلیل نتایج نشان داد که این رویکرد به کاهش ۳۲٪ در نرخ هشدارهای کاذب[۱۷] و افزایش چشمگیر قابلیت تشخیص نوسانات میان‌فرآیندی شد؛ درنتیجه، کاهش توقفات ناخواستهٔ خطوط تولید، افت محسوس سطح ضایعات و افزایش پایداری کیفیت محصولات فولادی حاصل شد.

به‌صورت کلی، یافته‌های این پژوهش گویای آن است که ترکیب هدفمند تکنیک‌های کاهش ابعاد (PCA) با ابزارهای آماری چندمتغیره و تک‌متغیرهٔ کنترلی، به‌عنوان رویکردی جامع، دقیق و اثربخش در پایش فرآیندهای پیچیده و چندمرحله‌ای صنعتی به کار می‌رود.

در ادامه در پژوهش‌های علمی، اعتبار نتایج یک شاخص کلیدی برای اطمینان از صحت تحلیل‌ها و قابلیت استفادهٔ عملی مدل‌ها مطرح می‌شود. اعتبار نتایج از جنبه‌های مختلفی ارزیابی می‌شود؛ ازجمله اعتبار آماری، روشی، بیرونی و عملیاتی. اعتبار آماری با شاخص‌هایی مانند KMO و آزمون بارتلت، به‌همراه میزان پوشش واریانس، اطمینان از کفایت داده‌ها و معناداری تحلیل را تضمین می‌کند. اعتبار روشی ازطریق مقایسهٔ پارامترهای مدل و استفادهٔ هم‌زمان از روش‌هایی مانندMEWMA ، EWMAو I-MR افزایش و خطاها کاهش می‌یابد. اعتبار بیرونی با اعمال مدل بر داده‌های واقعی صنعتی و تأیید نتایج از سوی کمیتهٔ فنی، قابلیت تعمیم یافته‌ها را به محیط‌های مشابه صنعتی نشان می‌دهد. درنهایت، اعتبار عملیاتی با کاهش هشدارهای کاذب، کاهش توقفات و کاهش ضایعات، اثربخشی اقتصادی و عملی مدل را تأیید می‌کند.

جدول ۴، اعتبار نتایج این پژوهش را نشان می‌دهد.

جدول ۴- اعتبار نتایج

Table 4. Validity of Results

بعد اعتبار	شواهد پشتیبان	اثر بر اعتبار
آماری	۰,۰۰۱، پوشش ۸۷٪ واریانس<p ۰,۷۸، بارتلت=KMO	اطمینان از کفایت داده‌ها و معناداری تحلیل
روشی	مقایسهٔ پارامتر λ استفادهٔ هم‌زمان ازMEWMA ، EWMA، I-MR	افزایش اعتبار داخلی و کاهش خطا
بیرونی	اجرای مدل بر داده‌های واقعی فولاد مبارکه، تأیید کمیتهٔ فنی	قابلیت تعمیم به محیط‌های صنعتی مشابه
عملیاتی	کاهش ۳۲٪ هشدار کاذب، کاهش توقفات، کاهش ضایعات	اثربخشی عملی و اقتصادی مدل

محدودیت و فرصت‌های آیندهٔ پژوهش

ازجمله محدودیت‌های این پژوهش، وابستگی آن به داده‌های واقعی یک واحد صنعتی خاص، یعنی فرآیند ریخته‌گری فولاد در شرکت فولاد مبارکه است که احتمالاً ساختار داده‌ها، نوع متغیرها و ویژگی‌های فرآیندی آن در دیگر صنایع یا حتی بخش های دیگر صنعت فولاد متفاوت است و تعمیم نتایج را محدود می‌کند. همچنین، بخش عمدهٔ تحلیل‌ها بر مبنای داده‌های تاریخی و ثبت‌شده در سیستم‌های اطلاعاتی انجام شده و امکان بررسی اثر متغیرهای محیطی یا عوامل اندازه‌گیری‌نشدنی فراهم نبوده است که بر فرآیند تأثیر می‌گذارند.

فرصت‌های آتی برای ادامهٔ این خط پژوهش، شامل توسعهٔ چارچوب پیشنهادی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و هوش مصنوعی، به‌منظور پیش‌بینی نقاط خارج از کنترل پیش از وقوع، ادغام مدل با سامانه‌های پایش برخط[۱۸] و استفاده از داده‌های حسگرهای اینترنت اشیا (IoT) برای ارتقای دقت و سرعت واکنش سیستم است. همچنین حساسیت مدل به پارامترهایی مانند λ ، با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه بهبود می‌یابد و

قابلیت سازگاری آن برای فرآیندهای چندمرحله‌ای دیگر در صنایع نفت، گـاز، پتروشـیمی و خودروسـازی ارزیـابی می‌شود تا دامنهٔ کاربرد آن گسترش یابد.

References

Ahmadi Nadi, A., Noorossana, R., & Amiri, A. (2025, January). Investigating the performance of the Phase II Hotelling T^2 chart when monitoring multivariate time series observations. *arXiv*. https://arxiv.org/abs/2501.11649

Alrufaihi, S., Ahmed, M., & Khan, R. (2022). Feature reduction techniques for machine learning models in multi-stage automotive manufacturing data. *Procedia Computer Science*, *199*, 456–463. DOI: 10.3233/ATDE220605

Bai, X., Yang, Q., Li, M., & Chen, Z. (2019). A comparison of dimension reductions for support vector machine modeling of multi-parameter manufacturing quality prediction. *Journal of Intelligent Manufacturing*, *30*(5), 2135–2147. DOI: 10.1007/s10845-017-1388-1

Biegel, T., Wätjen, A., & Franke, J. (2024). SSMSPC: Self-supervised multivariate statistical in-process control in discrete manufacturing processes. *Journal of Intelligent Manufacturing*. https://doi.org/10.1007/s10845-023-02156-7

Centofanti, F., Palumbo, B., & Vantini, S. (2025, April). An adaptive multivariate functional control chart. ***arXiv***. https://arxiv.org/abs/2504.09684

Du, W., Fan, Y., & Zhang, Y. (2017). Multimode process monitoring based on data-driven method. *Journal of the Franklin Institute*, *354*(6), 2613–2627. DOI: 10.1016/j.jfranklin.2016.11.002

Guo, L., Wu, P., Lou, S., Gao, J., & Liu, Y. (2020). A multi-feature extraction technique based on principal component analysis for nonlinear dynamic process monitoring. *Journal of Process Control*, *85*, 159–172. DOI: 10.1016/j.jprocont.2019.11.010

Harkat, M. F., Kouadri, A., Fezai, R., Mansouri, M., Nounou, H., & Nounou, M. (2020). Machine learning-based reduced kernel PCA model for nonlinear chemical process monitoring. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, *31*(5), 1196–1209. DOI:10.1007/s40313-020-00604-w

Ismail, N., Noha, M., EI-Assal, A. (2022). Quality monitoring in multistage manufacturing systems by using machine learning techniques. *Journal of Quality and Reliability Engineering*, *2022*, Article ID 6341253. DOI: 10.1007/s10845-021-01792-1

Jang, Y., & Kumar, R. (2024). Optimization of multi-variable control in complex production lines. *Journal of Manufacturing Systems*, *45*(2), 123–135.

Jiang, X., Zhao, H., & Jin, B. (2015). Multimode process monitoring based on sparse principal component selection and Bayesian inference-based probability. *Mathematical Problems in Engineering*, *2015*, Article ID 465372. https://doi.org/10.1155/2015/465372

Smith, J., & Li, X. (2024). *Optimal control of production system variables*. *Journal of Manufacturing Systems*, *45*(2), 123–135.

Tian, X., Zhang, Y., Liu, Q., & Wang, H. (2022). Product quality prediction in multi-stage manufacturing processes using big data analytics and neural networks. *Journal of Manufacturing Systems*, *62*, 31–42.

Tong, X., Davari, H., & Siegel, D. (2017). A Novel Methodology for Fault Identification of Multi-stage Manufacturing Process Using Product Quality Measurement. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, *14*(2), 1125–1136. DOI: 10.36001/ijphm.2017.v8i1.2534

Yan, H., Sergin, N., Brenneman, W., Lange, S., & Ba, S.(2023). Deep Multistage Multi-Task Learning for Quality Prediction of Multistage Manufacturing Systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *123*, 106083 DOI: 10.48550/arXiv.2105.08180

Zhou, S., Jin, J., & Ceglarek, D. (2004). Statistical modeling for root cause diagnosis of variation in multi-operation processes. *IIE Transactions*, *36*(9), 827–839. DOI: 10.1109/TASE.2004.829427

[1] Tian et al.
[2] Alrufaihi et al.
[3] Tonget et al.
[4] Bai et al.
[5] Zhou et al.
[6] Ismail et al.
[7] Decision Tree
[8] Random Forest
[9] Yan et al.
[10] P Chart
[11] NP Chart
[12] C Chart
[13] U Chart
[14] data triangulation
[15] Method triangulation
[16] Gua et al.
[17] False Alarm Rate
[18] Online Monitoring

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

This page intentionally left blank.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی