Journal of Quality Engineering and Management

www.pqprc.ir

J. Qual. Eng. Manag. Vol. 14, No. 2 (2024) 91–104.

Paper Type: Original Article

# Presenting a Proposed Model to Identify and Reduce the Dimensions of Variables Affecting the Quality of Slabs with a Multi-Variable-Multi-Stage Approach (Case Study: Isfahan Mobarakeh Steel Company)

**Mehdi Karbasian[1,*], Mahsa Jafari[1], Sadegh Shahbazi[2]**

[1] Department of Industrial Engineering, Faculty of Industry, Malek Ashtar University of Technology, Isfahan, Iran; mkarbasi@mut-es.ac.ir; mahsa.jafari46@yahoo.com; shahbazi@mut-es.ac.ir.

**Citation:**

| | |
|---|---|
| *Received: 07 Januray 2024*<br>*Revised: 18 March 2024*<br>*Accepted: 03 May 2024* | Karbasian, M., Jafari, M., & Shahbazi, S. (2024). Presenting a proposed model to identify and reduce the dimensions of variables affecting the quality of slabs with a multi-variable-multi-stage approach (Case study: Isfahan Mobarakeh steel company). *Journal of Quality Engineering and Management, 14*(2), 91-104. |

## Abstract

**Purpose:** Multivariate and multi-state processes refer to types of processes that involve a large number of variables at each production stage, which may be interrelated. The objective of this study is to propose a novel approach for selecting, reducing, and defining new control variables in complex manufacturing processes, enabling more effective and efficient quality control.

**Methodology:** This study employs an applied, descriptive research methodology. Machine learning techniques and dimensionality reduction methods, such as Principal Component Analysis (PCA), are utilized, along with regression and correlation analysis. To evaluate the proposed method, a case study was conducted using real production data from the slab manufacturing process at Mobarakeh Steel Company in Isfahan.

**Findings:** The slab production process consisted of three main stages: furnace, secondary metallurgy, and casting. In each stage, the proposed method was applied to reduce the number of control variables. For instance, in the furnace unit, nine initial variables were grouped into three clusters, and correlation and PCA were applied within each group. Key variables were extracted, and experts validated the results. The findings indicated that this approach effectively reduces the number of quality-related variables.

**Originality/Value:** The novelty of this research lies in integrating machine learning and dimensionality reduction techniques to optimize quality control in multistage, multivariate processes. This method provides an effective tool for quality engineers and process analysts, particularly when traditional methods prove ineffective.

**Keywords:** Dimensional reduction, Principal component analysis, Variables affecting quality, Mobarakeh steel, Slab.

Corresponding Author: mkarbasi@mut-es.ac.ir

10.48313/jqem.2024.215016

Licensee System Analytics. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0).

**مهندسی و مدیریت کیفیت**

www.pqprc.ir

دوره ۱۴، شماره (۲)، (۱۴۰۳)، ۱۰۴-۹۱

نوع مقاله: پژوهشی

# ارایه الگوی پیشنهادی جهت شناسایی و کاهش ابعاد متغیرهای موثر بر کیفیت اسلب با رویکرد چندمتغیره–چندمرحله‌ای (مورد مطالعه: شرکت فولاد مبارکه اصفهان)

**مهدی کرباسیان[۱]*، مهسا جعفری[۱]، صادق شهبازی[۱]**

[۱]گروه مهندسی صنایع، دانشکده صنایع، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، اصفهان، ایران.

## چکیده

**هدف:** فرآیندهای چندمتغیره و چندحالته، به نوعی از فرآیندها اطلاق می‌شود که دارای تعداد زیادی متغیر در هر مرحله از تولید بوده و این متغیرها ممکن است با هم در ارتباط باشند. هدف از این تحقیق، ارایه روشی نوین به منظور انتخاب، کاهش و تعریف متغیرهای کنترلی جدید در فرآیندهای پیچیده تولیدی است، به‌گونه‌ای که کنترل کیفیت موثرتر و کارآمدتر انجام شود.

**روش‌شناسی پژوهش:** روش تحقیق این مطالعه از نوع کاربردی و توصیفی است. در این تحقیق، از روش‌های یادگیری ماشین و تکنیک‌های کاهش ابعاد همچون تحلیل مولفه‌های اصلی، رگرسیون و بررسی همبستگی بین متغیرها استفاده شده است. همچنین برای ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی، یک مطالعه موردی بر پایه داده‌های واقعی از فرآیند تولید اسلب‌های فولادی در شرکت فولاد مبارکه اصفهان انجام گرفته است.

**یافته‌ها:** فرآیند تولید اسلب شامل سه مرحله اصلی کوره، متالورژی ثانویه و ریخته‌گری بود. در هر مرحله، با استفاده از روش پیشنهادی تعداد متغیرهای کنترلی کاهش یافت. برای مثال، در واحد کوره، تعداد ۹ متغیر اولیه به ۳ گروه تقسیم شد و تحلیل همبستگی و *PCA* بر هر گروه اجرا گردید. در نتیجه، متغیرهای کلیدی استخراج شدند و نتایج پس از ارایه به خبرگان، مورد تایید قرار گرفت. یافته‌ها نشان داد که این رویکرد قادر است تعداد متغیرهای موثر بر کیفیت را به شکل موثری کاهش دهد.

**اصالت/ارزش‌افزوده علمی:** نوآوری این تحقیق در ترکیب تکنیک‌های یادگیری ماشین و کاهش ابعاد برای بهینه‌سازی کنترل کیفیت در فرآیندهای چندمرحله‌ای و چندمتغیره است. این روش در شرایطی که روش‌های سنتی ناکارآمد هستند، می‌تواند ابزار موثری برای مهندسان کیفیت و تحلیل‌گران فرآیند باشد.

**کلیدواژه‌ها:** کاهش ابعاد، تجزیه‌وتحلیل مولفه های اصلی، متغیرهای موثر بر کیفیت ، فولاد مبارکه، اسلب.

## ۱- مقدمه

کاهش ابعاد یکی از روش‌های مهم در پیش‌پردازش داده‌ها در مبحث کنترل کیفیت آماری است که در علوم داده، یادگیری ماشین و تحلیل داده‌ها مورداستفاده قرار می‌گیرد. این فرآیند باهدف کاهش پیچیدگی داده‌ها و افزایش کارایی مدل‌ها انجام می‌شود. در بسیاری از مسایل، داده‌ها دارای ابعاد

بسیار زیاد هستند که این امر می‌تواند منجر به مشکلاتی مانند افزایش زمان محاسبات، نیاز به حافظه بیش‌تر و حتی کاهش دقت مدل‌ها شود. یکی از پرکاربردترین روش‌ها برای کاهش ابعاد، تحلیل مولفه‌های اصلی[1] است.

*PCA* یک تکنیک خطی است که با یافتن ترکیبات جدیدی از ویژگی‌ها (مولفه‌ها) داده‌ها را به فضای ابعاد کم‌تر منتقل می‌کند. این ترکیبات به‌گونه‌ای انتخاب می‌شوند که بیش‌ترین واریانس داده‌ها را حفظ کنند. به‌عبارت‌دیگر، *PCA* ابعاد داده را کاهش می‌دهد و درعین‌حال اطلاعات مهم را تا حد امکان حفظ می‌کند. این روش نه‌تنها برای بهبود کارایی مدل‌ها مفید است، بلکه به فهم بهتر ساختار داده‌ها نیز کمک می‌کند. به دلیل ویژگی‌های منحصربه‌فرد و کاربرد گسترده، استفاده از *PCA* به یکی از راهکارهای اصلی در تحلیل داده‌های بزرگ و پیچیده تبدیل شده است [1]. یکی از مسایل اصلی کنترل فرآیند آماری، تعداد متغیرهایی است که باید ارزیابی شوند. این موضوع منجر به پیچیدگی زیاد مساله کنترل فرآیندها می‌شود. روش‌های کاهش ابعاد به‌عنوان یکی از روش‌های یادگیری ماشین بر این مساله می‌توانند غلبه کنند. تحقیقات زیادی به استفاده از *PCA* در توسعه نمودارهای کنترلی پرداخته‌اند. نتایج برخی تحقیقات نشان داد که استفاده از *PCA* برای نمودارهای کنترلی باعث شده است که این نمودارها قوی‌تر شده و می‌توانند به روش مناسب‌تری به کنترل فرآیند بپردازند.

کنترل فرآیند آماری چندمتغیره متمرکز بر پایش فرآیندهایی است که دارای چندین متغیر وابسته به هم هستند. امروزه نیاز به پایش متغیرها به‌صورت هم‌زمان است. لذا روش‌های کنترل فرآیند باید بتوانند به‌طور هم‌زمان به پایش فرآیندها بر اساس چند متغیر بپردازند. با افزایش تعداد متغیرها، استقلال یا وابستگی بین متغیرها نیز باید در نظر گرفته شود. لذا از روش‌های کاهش ابعاد استفاده می‌شود. در روش تحلیل مولفه‌های اساسی یا *PCA* به استخراج و ایجاد ویژگی‌ها و یا متغیرهای جدید پرداخته می‌شود و از این طریق ابعاد فرآیند کاهش می‌یابد [2]. روش‌های کاهش بعد، تعداد متغیرها در یک مجموعه داده را درحالی‌که اطلاعات اساسی حفظ می‌شود، کاهش می‌دهند. این روش‌ها داده‌های با ابعاد بالا را به یک فضای با ابعاد پایین‌تر تبدیل می‌کنند و به سهولت تجسم، کارایی محاسباتی و تفسیر کمک می‌کنند. در کنترل کیفیت آماری[2]، روش‌های کاهش بعد به سه نوع اصلی تقسیم می‌شوند: تجزیه‌وتحلیل مولفه، تکنیک‌های مبتنی بر پروجکشن و سایر روش‌ها. تجزیه‌وتحلیل مولفه رایج‌ترین رویکرد در مطالعات کنترل کیفیت آماری است. در فرآیندهای تولیدی پیچیده مانند آن‌چه در ناحیه فولادسازی شرکت فولاد مبارکه وجود دارد، متغیرهای متعددی در هر مرحله از تولید برای کنترل کیفیت اسلب رصد می‌شوند که شامل شاخص‌هایی نظیر دما، فشار، ترکیبات شیمیایی و پارامترهای مکانیکی هستند. این متغیرها به دلیل وجود خاصیت آبشاری در فرآیندهای چندمرحله‌ای، به‌صورت وابسته عمل کرده و تغییر در مشخصه‌های کیفی یک مرحله می‌تواند مراحل بعدی را تحت تاثیر قرار دهد. چنین ویژگی‌ای سبب می‌شود که روش‌های سنتی کنترل کیفیت، مانند نمودارهای کنترلی شوهارت که بر فرض استقلال متغیرها متکی هستند، کارایی خود را از دست بدهند. علاوه بر این، برخی متغیرها به دلیل تنوع شرایط تولید، مانند تغییر در تیراژها یا نوع محصولات، در حالت‌های متعددی بررسی می‌شوند که این امر تعداد نمودارهای کنترلی موردنیاز را به‌طور قابل‌توجهی افزایش داده و مدیریت فرآیند را با چالش‌های جدی مواجه می‌کند.

پژوهش حاضر با هدف ارایه الگویی جامع برای شناسایی و کاهش ابعاد متغیرهای موثر بر کیفیت اسلب‌های تولیدی در فرآیندهای چندمتغیره-چندمرحله‌ای تولید، به مطالعه موردی شرکت فولاد مبارکه اصفهان می‌پردازد. این الگو به دنبال کمک به بهینه‌سازی فرآیندهای کنترلی از طریق شناسایی متغیرهای کلیدی و کاهش تعداد متغیرهای غیرضروری است تا ضمن حفظ کیفیت تولید، بهره‌وری فرآیندها افزایش یابد و پیچیدگی مدیریت متغیرها کاهش پیدا کند.

[1] Principal Component Analysis (PCA)
[2] Statistical Quality Control (SQC)

## ۲- مبانی نظری و پیشینه پژوهش

در پژوهش‌های مرتبط با فرآیندهای تولید چندمرحله‌ای، اهمیت مدیریت و کنترل متغیرهای موثر بر کیفیت محصولات از دیدگاه‌های گوناگون مورد تاکید قرار گرفته است. این بخش به‌مرور مبانی نظری مرتبط با شناسایی، تحلیل و کاهش ابعاد متغیرهای کنترلی در محیط‌های تولیدی پیچیده با تمرکز بر رویکردهای چندمتغیره و چندمرحله‌ای می‌پردازد.

### ۲-۱- روش‌های کاهش ابعاد-تحلیل مولفه‌های اصلی

تجزیه‌وتحلیل مولفه اصلی یک روش کاهش متغیر است و برای دستیابی به تعداد کم‌تری از متغیرها به نام مولفه‌های اصلی کمک می‌کند. این روش، واریانس متغیرهای مشاهده‌شده را از گروهی متشکل از تعداد زیادی متغیر اضافی (همبسته) تشکیل می‌دهد. تجزیه‌وتحلیل مولفه اصلی را می‌توان بر روی مجموعه‌ای از متغیرهای همبسته انجام داد تا یک متغیر جدید (مولفه اساسی) که ویژگی‌های همه متغیرهای موردنظر را داشته باشد به دست آید. ترکیب خطی متغیرهای دارای وزن بهینه در حال بررسی است و می‌تواند برای تجزیه‌وتحلیل بعدی استفاده شود. می‌توان به‌اندازه تعداد متغیرهای مستقل، مولفه‌های اصلی را محاسبه کرد که می‌توان آن‌ها را بر اساس متغیری که توسط آن‌ها توضیح داده می‌شود، تجزیه‌وتحلیل و حفظ کرد. در ساس[1] رویه‌ای به نام پرینکمپ[2] برای محاسبه مولفه‌های اصلی استفاده می‌شود که در آن هر جزو ترکیبی خطی از متغیرهای اصلی (در مثال ما متغیر ۲، متغیر ۳ و متغیر ۴)، با ضرایب برابر با بردارهای ویژه ماتریس همبستگی یا کوواریانس است. تجزیه‌وتحلیل اجزای اصلی همچنین می‌تواند برای کاوش روابط چندجمله‌ای و برای تشخیص پرت چندمتغیره استفاده شود.

### ۲-۲- نمودارهای کنترلی در حالت چندمتغیره و چندمرحله‌ای

نمودارهای کنترل فرآیند آماری برای کشف تغییرات در یک فرآیندهای چندمتغیره نیز بکار می‌روند. با استفاده از این نمودارها می‌توان به شناسایی و حذف علل خاص تغییرات فرآیند بر اساس چند متغیر اقدام نمود. برای این‌که یک فرآیند چندمتغیره تحت کنترل باشد. نمودارهای کنترلی چندمتغیره می‌توانند به پایش فرآیندها برحسب چند متغیر به‌صورت هم‌زمان بپردازند. مثلا نمودار هتلینگ تی دو و نمودار مجموع تجمعی چندمتغیره و میانگین متحرک وزین نمایی چندمتغیره از این نمونه‌ها هستند. این نمودارها به کنترل اخطارهای غلط[3] می‌پردازند و نرخ آن‌ها را در پایش فرآیندها اندازه‌گیری می‌کنند. با توجه به پیچیدگی داده‌ها در کنترل فرآیند چندمتغیره و این‌که فرض نرمال بودن داده‌ها هم‌چون نمودارهای کنترلی سنتی وجود ندارد، لذا از روش‌های داده‌کاوی و یادگیری ماشین می‌توان برای مقابله با این پیچیدگی استفاده نمود که در بخش‌های بعدی به آن‌ها اشاره می‌شود. کنترل فرآیند آماری چندمتغیره[4] به موضوع پایش و کنترل متغیرها و خروجی‌های چندگانه[5] وابسته و همبسته[6] به هم اشاره دارد. امروزه موضوع کنترل کیفیت آماری چندمتغیره مبتنی بر پیش‌بینی[7] مطرح است. موضوع بعدی که اخیرا مطرح است کنترل فرآیند چندمتغیره ناپارامتریک است [3].

به‌تازگی، روش‌های کنترل کیفیت آماری چندمتغیره از سیگنال محوری[8] به سمت پیش‌بینی محوری حرکت کرده‌اند. در اولی با استفاده از نمودارهای کنترلی که بر روی متغیرهای خروجی فرآیندها اعمال می‌شود، سیگنال‌های خطا شناسایی می‌شود. ولی در دومی به پیش‌بینی الگوهای رفتاری متغیرهای خروجی فرآیندها پرداخته می‌شود. نمودارهای مختلفی در پایش فرآیند چندمتغیره وجود دارد که برخی پارامتریک [3]، مانند هتلینگ تی دو یا تی دو، جمع تجمعی چندمتغیره و میانگین متحرک موزون نمایی چندمتغیره و همچنین برخی روش‌های ناپارامتریک [3] مانند نمودار $R$ و نمودارهای $Q$-$S$ وجود دارد. دلیل این‌که از نمودارهای چندمتغیره استفاده می‌شود، این است که نمودارهای تک متغیره به بررسی همبستگی و ارتباط بین متغیرها نمی‌پردازند. این نمودارها همان توسعه‌یافته نمودارهای کنترلی شوهارت هستند که توسط هتلینگ در سال ۱۹۴۷ ابداع شد. او به استفاده از تست تی استیودنت فیشر برای آنالیز واریانس دو متغیر و بیش‌تر پرداخت. در ادامه به توسعه جمع تجمعی چندمتغیره و میانگین متحرک موزون

[1] SAS
[2] PRINCOMP
[3] False alarm
[4] Multivariate statistical process control
[5] Multiple
[6] Correlated
[7] Prediction based
[8] Signal base

نمایی چندمتغیره که توسعه‌یافته نسخه‌های قبلی خود بودند، پرداخته شد. یکی از نمودارهای دیگر کنترل، هتلینگ تی دو است. روش‌های دیگر که ابداع شدند عبارت‌اند از تحلیل مولفه‌های اساسی و حداقل مربعات جزیی [4]. یک فرآیند می‌تواند دارای چندین مرحله باشد تا یک خروجی از یک فرآیند حاصل شود، به چنین حالتی فرآیند چندمرحله‌ای گفته می‌شود. یک فرآیند چندمرحله‌ای چندمتغیره تعداد متغیرهایش به‌صورت فرمول $I * J$ محاسبه می‌گردد که $I$ همان تعداد مرحله‌ها و $J$ تعداد متغیرها است [5].

### ۳-۲- مروری بر پیشینه پژوهش

از روش‌های مختلفی داده‌کاوی و یادگیری ماشین می‌توان برای پایش فرآیندها استفاده نمود؛ مثلا روش‌های طبقه‌بندی و روش‌های خوشه‌بندی و روش‌های سیستم‌های خبره. همچنین روش‌های تحلیل مولفه‌های اساسی نیز می‌تواند در پایش فرآیندها کمک کند. مقالاتی نیز به استفاده هم‌زمان از روش‌های خوشه‌بندی و تحلیل مولفه‌های اساسی پرداخته‌اند و فرآیندها را کنترل کرده‌اند [6]. در مقاله [7] به نرمال‌سازی مقادیر متغیرها پرداخته شده است و روش‌های تجزیه بردار منفرد[1] و تحلیل مولفه‌های اساسی نیز بکار گرفته شده است. پایش هم‌زمان پارامترهای فرآیندها در کنترل فرآیند چندمتغیره در دو دهه اخیر محققین زیادی را به خود جلب کرده است. نمودارهای کنترلی آماری در این خصوص توسعه یافته‌اند. لیکن اخیرا روش‌های یادگیری ماشین در نمودارهای کنترلی توسعه‌یافته است. لذا نمودارهای کنترلی مبتنی بر یادگیری ماشین در این خصوص به‌کار گرفته شده است. با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین، این روش‌ها قادر هستند که بررسی کنند آیا فرآیندها تحت کنترل هستند یا خیر. نتایج این مقاله [8] نشان می‌دهد که روش‌های نمودارهای کنترلی مبتنی بر شبکه‌های عصبی و ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی عملکرد بهتری نسبت به روش‌های نمودارهای کنترلی قبلی دارند. همچنین روش‌های مختلفی برای کاهش متغیرها یا تغییر متغیرها اعمال شده است ازجمله می‌توان به موارد زیر اشاره کرد: تحلیل مولفه‌های اصلی، تحلیل مولفه‌های مستقل[2]، حداقل مربعات جزیی، فیشر/ تحلیل تمایزی خطی[3] و تحلیل همبستگی متعارفی[4]. روش‌های فوق به میزان زیادی در پایش فرآیندهای دسته‌ای و پایش چندمرحله‌ای و چندحالته بکار گرفته شده است. پایش فرآیندهای دسته‌ای دارای اهمیت می‌باشد، زیرا منجر به کاهش تغییرپذیری در متغیرها و حفظ کیفیت محصولات می‌شود؛ لذا مطالعات مختلفی از روش‌های کاهش ابعاد متغیرها در این نوع فرآیندها استفاده کرده‌اند [9].

برای فرآیندهای پیوسته، روش‌های مدل‌سازی داده زیادی به‌کار رفته است؛ ازجمله تحلیل مولفه‌های اصلی، تحلیل مولفه‌های مستقل و تحلیل فاکتور[5]. این روش‌ها به جداسازی مولفه‌ها و ویژگی‌ها از سایر ویژگی‌های مزاحم می‌پردازند. روش‌های دیگر شامل تحلیل همبستگی متعارفی و حداقل مربعات جزیی هستند که به بررسی همبستگی ویژگی‌ها با هم در یک مجموعه داده می‌پردازند. روش‌های دیگری از استخراج ویژگی‌های فرآیندها وجود دارد که مثلا به یادگیری منیفلدها[6] نیز می‌توان اشاره کرد. این روش‌ها در فرآیندهای دسته‌ای کاربرد دارند. می‌توان با استفاده از روش‌های خوشه‌بندی و طبقه‌بندی به شناسایی فرآیندهای نرمال پرداخته و سپس با استفاده از روش‌های استخراج ویژگی به استخراج ویژگی‌ها پرداخت [10]. مطالعات مختلف کاربردهای زیادی از تحلیل مولفه‌های اساسی را در پایشکنترل کیفیت آماری چندمتغیره ارایه داده‌اند [11]. همچنین نمودارهای کنترلی مختلفی با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین ایجاد شده است؛ مثلا نمودار کنترلی مبتنی بر فاصله با کمک ماشین بردار پشتیبان[7] برای پایش فرآیندهای چندمتغیره [3]، یا روش به‌کارگیری تحلیل مولفه‌های مستقل برای پایش فرآیندهای چندمتغیره غیرنرمال است. مقاله جیو و همکاران [12] به ارایه یک مثال از کاربرد روش‌های کاهش ابعاد در فرآیندهای دارای تعداد زیاد متغیر و دارای چندین مرحله پرداخت. در این مقاله از تحلیل مولفه‌های اساسی و سایر روش‌ها برای کاهش ابعاد استفاده شده است. فرآیندها دارای ۴۱ متغیر بودند. در مقاله پنگ و همکاران [13] بیان شد که با توجه به افزایش رقابت‌پذیری در بازار، تقاضای محصولات آهن و استیل افزایش‌یافته است. تولید این محصولات دارای فرآیندهای با ابعاد بالا و غیرخطی بوده و متغیرهای تولید دارای واحدهای اندازه‌گیری مختلفی هستند؛ لذا از روش‌های پایش فرآیند مبتنی‌بر داده برای تحلیل فرآیندها استفاده می‌شود. پس وقتی مواجه با فرآیندهای چند حالته و غیر ساکن (فرآیندهایی که در طول خطوط تولید ثابت نبوده و بسته به مراحل مختلف تغییر می‌کنند) می‌شویم، استفاده از روش‌های کاهش ابعاد می‌تواند مفید باشد. در این روش‌ها هشدارهای نرخ خطا بیش‌تر است

[1] Singular Vector Decomposition (SVD)
[2] Independent
[3] Fisher/ Linear Discriminant Analysis (LDA)
[4] Canonical correlation analysis
[5] Factor analysis
[6] Manifold learning
[7] Support Vector Machine (SVM)

و اطلاعات بیش‌تری را به خط تولید برای کنترل بیش‌تر ارایه می‌دهد. فرآیندهای تولید استیل فرآیندهای فیزیکی وابسته به هم در چندلایه و فرآیندهای شیمیایی است و دارای متغیرهای زیاد و در نتیجه ابعاد بالا می‌باشد. از روش‌های کاهش ابعاد هم‌چون تحلیل مولفه‌های اساسی و تحلیل مولفه‌های مستقل می‌توان برای کاهش یا استخراج ویژگی‌ها استفاده نمود. در مقاله دو و همکاران [14] به ارزیابی میزان شباهت متغیرهای فرآیندها در مراحل مختلف فرآیندها پرداخته شد. یعنی به بررسی همبستگی بین متغیرها در مراحل مختلف تولید پرداخته شد. در این مقاله اشاره‌شده که از روش‌های تحلیل مولفه‌های اساسی و تحلیل مولفه‌های مستقل برای این کار می‌توان استفاده نمود. همچنین اخیرا روش‌های کرنل[1] نیز توانسته به بررسی ارتباط و همبستگی غیرخطی بین متغیرها بپردازند. از روش‌های خوشه‌بندی $k-$ میانگین[2] نیز برای بررسی شباهت فرآیندها استفاده شده است. می‌توان به مقایسه و بررسی شباهت فرآیندها با ماتریس کوواریانس پرداخت. در مقاله تگگن و همکاران [4] به استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی برای کنترل فرآیند آماری چندمتغیره پرداخته شد. نتایج نشان داد که استفاده از روش‌های آماری و ریاضی برای کنترل کیفیت فرآیندها طولانی و زمان‌بر است، زیرا متغیرها و فرآیندها زیاد هستند؛ لذا بایستی از روش‌های ناپارامتریک و غیرخطی استفاده نمود. یکی از نمودارهای کنترلی، نمودار کا[3] بود که در سال ۲۰۰۳ بر اساس روش ماشین بردار پشتیبان طراحی شد. از روش‌های یادگیری ماشین در طراحی نمودارهای کنترلی بهره گرفته شده است. مطالعاتی در به‌کارگیری روش‌های یادگیری ماشین برای شناسایی متغیرهای کنترل فرآیند استفاده شده است و به بررسی این موضوع پرداخته شده است که کدام متغیرها، تاثیر بیش‌تری در انحراف فرآیند دارند. مقاله ای‌ال میدانی و همکاران [15] به ارایه مدل تشخیص الگوی نمودار کنترلی در فرآیندهای چندمتغیره با استفاده از شبکه‌های عصبی پرداخت. در این خصوص الگوهای غیرنرمال چندمتغیره شناسایی شد و متغیرهای پاسخگو به دلایل نرمال نبودن مشخص شد و پارامترهای الگوهای غیرنرمال تعیین گردید. در این مقاله لی و همکاران [16] از روش ماشین بردار پشتیبان برای تشخیص عیوب در فرآیندها استفاده شده است. همچنین از الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی مدل استفاده شده است.

یک نکته اشاره‌شده در این مقاله تران و همکاران [1] این است که استفاده از روش‌های یادگیری ماشین در توسعه نمودارهای کنترلی هنوز نتوانسته است، در عالم واقعیت به کنترل فرآیند آماری کمک کند. یکی از مشکلات این روش‌ها، به‌کارگیری آن‌ها در فرآیندهایی است که ساکن و ثابت نیستند و مرتب تغییر می‌کنند. موضوع دیگر این‌که برخی فرآیندها، حجم داده بسیار زیادی را در طول چند دقیقه تولید می‌کنند و مساله داده‌های بزرگ پدید می‌آید. همچنین برخی داده‌های فرآیندها از نوع تصویر هستند و استفاده از روش‌های یادگیری ماشین برای آن‌ها سخت است. همچنین برخی مطالعات داخلی نیز به استفاده از روش‌های یادگیری ماشین برای کنترل فرآیندها آماری و نمودارهای کنترلی پرداخته‌اند. پویا و همکاران [17] در کار خود به بررسی طراحی نمودار کنترلی هتلینگ تی دو با استفاده از خوشه‌بندی پرداخته‌اند. در این تحقیق نمودار کنترلی پیشنهادی با استفاده از روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی، مشاهدات پرت را شناسایی می‌کند. اهمیت این روش در تعیین داده‌های پرت با استفاده از ضریب ناهمسانی و مجموعه‌ای از حدود کنترل متغیر است. در این روش فاصله بین مشاهدات به‌صورت خوشه‌بندی مدل می‌شود و داده‌های پرت با الگوریتم بازگشتی حذف می‌شوند. در مرحله آخر با توجه به حد کنترل به‌دست‌آمده، آماره تی دو تعیین می‌شود. احمدی [18] در کار خود به بررسی طراحی نمودار کنترل با استفاده از خوشه‌بندی استوار پرداخته‌اند. برای این منظور در طراحی نمودار کنترل از یک مکانیسم خوشه‌بندی استوار که دارای عدم حساسیت نسبت به داده‌های پرت است، استفاده خواهد شد تا علاوه بر عدم حساسیت نسبت به داده‌های پرت، قابلیت کشف سریع شرایط خارج از کنترل را داشته باشد. این روش جدید در تشخیص درست داده‌های پرت توسط نمودار کنترل در زمانی که فرآیند خارج از کنترل است، کمک نموده و منجر می‌شود تا پایش فرآیند در فاز دو به‌طور صحیح انجام شود. مطالعات شبیه‌سازی به‌منظور ارزیابی نمودار کنترل پیشنهادی در کشف خارج از کنترل بودن فرآیند تحت سناریوهای مختلف انجام شد. نتایج نشان‌دهنده قدرت بالای نمودار کنترل پیشنهادی در کشف تغییرات میانگین در مقایسه با نمودار کنترل هتلینگ تی دو بود.

اسماعیل و همکاران [19] در کار خود به بررسی استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین برای نظارت و پیش‌بینی کیفیت پرداخته‌اند. در سیستم‌های تولید چندمرحله‌ای، بسیاری از عوامل ممکن است اثرات متقابل و تجمعی بر کیفیت محصول نهایی داشته باشند. هدف از این تحقیق معرفی یک چارچوب هوشمند نظارت بر کیفیت بلادرنگ باقابلیت پیش‌بینی و شناسایی انحرافات کیفیت برای سیستم‌های تولید چندمرحله‌ای در اسرع وقت

[1] Kernel
[2] K-means
[3] K-chart

برای کاهش اتلاف زمان و منابع است. در این مطالعه از تکنیک‌های مختلف یادگیری ماشین بدون نظارت و با نظارت مانند تجزیه‌وتحلیل مولفه‌های اصلی، ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی و جنگل تصادفی برای در نظر گرفتن اثر تجمعی ایستگاه‌های کاری مختلف و ساخت مدل نظارت بر کیفیت استفاده شد. از یک مجموعه داده تولید نیمه‌هادی پیچیده برای ارزیابی عملکرد چارچوب پیشنهادی استفاده شد. نتایج نشان‌دهنده قابلیت چارچوب پیشنهادی برای بهبود عملکرد فرآیند نظارت بر کیفیت در سیستم‌های تولید چندمرحله‌ای و کاهش خطاهای نوع اول و دوم است. با توجه به مطالعات فوق، به‌کارگیری روش‌های تحلیل داده آماری و یادگیری ماشین می‌توانند منجر به بهبود کنترل کیفیت آماری و ارایه بهتر نمودارهای کنترلی شود.

وجه تمایز این مقاله نسبت به مطالعات پیشین به‌صورت زیر تبیین می‌شود: ۱- در این مقاله، از روش‌های یادگیری ماشین برای کاهش ابعاد متغیرها در فرآیندهای چندمتغیره و چندمرحله‌ای تولید استفاده می‌شود. این روش‌های کاهش ابعاد عبارت‌اند از تجزیه‌وتحلیل مولفه‌های اساسی، این مقاله به‌عنوان اولین مطالعه در به‌کارگیری روش‌های کاهش ابعاد در انتخاب و استخراج متغیرهای فرآیندهای تولیدی چندمتغیره و چندمرحله‌ای است و ۲- روش‌های کاهش ابعاد در تحقیقات مختلف برای انتخاب و کاهش متغیرهای فرآیندهای تولید بکار رفته است. این فرآیندها ممکن است چندمتغیره باشند. لیکن تحقیقات اندکی در خصوص کاهش ابعاد در فرآیندهای چندمتغیره و چندمرحله‌ای صورت گرفته است. این فرآیندها علاوه بر این‌که چندمتغیره هستند، چندمرحله‌ای نیز می‌باشند. به‌عبارت‌دیگر علاوه بر این‌که ممکن است هر مرحله از فرآیندها دارای تعداد زیادی متغیر باشد، هر یک از متغیرهای هر مرحله ممکن است با متغیرهای مراحل قبلی و بعدی تولید در ارتباط باشند؛ لذا درصورتی‌که بتوان روابطی بین متغیرها در مراحل مختلف پیدا کرد، می‌توان به کاهش تعداد متغیرها در مراحل مختلف تولید پرداخت.

**جدول ۱- مقایسه‌ای پیشینه پژوهش در زمینه کاهش ابعاد و فرآیندهای چندمتغیره.**

**Table 1- Comparative background of research in the field of dimensionality reduction and multivariate processes.**

| مقاله | موضوع پژوهش | روش‌شناسی | یافته‌ها | نقاط قوت | نقاط ضعف |
|---|---|---|---|---|---|
| لو و همکاران [20] | کاربرد تحلیل مولفه‌های اصلی در کاهش ابعاد برای پایش فرآیند | استفاده از PCA و شبیه‌سازی فرآیندهای چندمتغیره | کاهش ابعاد داده‌ها و افزایش دقت پایش فرآیند | توانایی کاهش پیچیدگی داده‌ها و حفظ اطلاعات اصلی | محدود به داده‌های نرمال و فرآیندهای ساده |
| وب و همکاران [21] | خوشه‌بندی چند سطحی برای پایش تغییرات در فرآیند | تحلیل خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی و-k means | شناسایی تغییرات فرآیند با رویکرد چند سطحی | کارایی بالا در داده‌های پیچیده و تطبیق‌پذیری بالا | نیازمند زمان محاسباتی بیش‌تر در داده‌های بزرگ |
| مرادی و زارعی [22] | کاربرد خوشه‌بندی استوار در کاهش ابعاد و تحلیل داده‌ها | استفاده از خوشه‌بندی استوار و الگوریتم‌های کاهش ابعاد | کاهش تاثیر داده‌های پرت و بهبود تحلیل داده‌ها | کارایی بالا در حذف داده‌های پرت و استخراج ویژگی‌های موثر | عدم ارزیابی روش در فرآیندهای چندمرحله‌ای |
| ژانگ و همکاران [23] | ترکیب یادگیری ماشین و کاهش ابعاد در پایش فرآیندهای چندمتغیره | استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و PCA | بهبود شناسایی شرایط خارج از کنترل در داده‌های چندبعدی | ترکیب الگوریتم‌های کاهش ابعاد با تکنیک‌های یادگیری ماشین | پیچیدگی محاسباتی بالا در داده‌های بسیار بزرگ |
| امیری و همکاران [24] | تحلیل تغییرات فرآیند با کاهش ابعاد ماتریس واریانس-کوواریانس | استفاده از آماره ویلکس وPCA | پایش تغییرات در ماتریس کوواریانس واریانس با دقت بالا | ارایه مدلی موثر برای فرآیندهای با تغییرات کوچک | تمرکز محدود بر داده‌های نرمال چندمتغیره |

در پژوهش‌های اخیر، از روش‌های نوین مانند تحلیل مولفه‌های اصلی، تحلیل تفکیکی خطی[1] و تکنیک‌هایی نظیر *t-SNE* برای کاهش ابعاد و پایش فرآیندهای چندمتغیره استفاده شده است. این روش‌ها برای کاهش پیچیدگی داده‌ها، شناسایی انحرافات و الگوهای پنهان، و بهبود دقت پایش فرآیند به کار گرفته‌شده‌اند. همچنین، خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی و *k-means* برای شناسایی تغییرات فرآیند به‌کاربرده شده‌اند. ترکیب این تکنیک‌ها با یادگیری ماشین و داده‌های شبیه‌سازی‌شده، نتایج امیدوارکننده‌ای در تشخیص شرایط خارج از کنترل ارایه داده است. با این‌حال، محدودیت‌هایی از قبیل نیاز به داده‌های برچسب‌خورده، پیچیدگی محاسباتی در داده‌های حجیم و تمرکز محدود بر فرآیندهای نرمال مشاهده‌شده و نیازمند بررسی بیش‌تر دانسته شده‌اند. همان‌طور که در تحقیقات ارایه شده و جدول بالا مشاهده می‌شود هیچ‌کدام از تحقیقات فوق به بررسی یک متغیر یکسان در فرآیندهای مختلف نپرداخته است، به این مفهوم که ممکن است نیاز به یک تحلیل آماری برای آن متغیر، مستقل از فرآیندها باشیم و یا این‌که برای هر فرآیند متغیر به‌صورت مجزا موردبررسی قرار گیرد. تفاوت بعدی این است که مطالعه موردی این پژوهش (شرکت فولاد مبارکه اصفهان) برای اولین بار به این موضوع پرداخته است.

## ۳- روش‌شناسی پژوهش

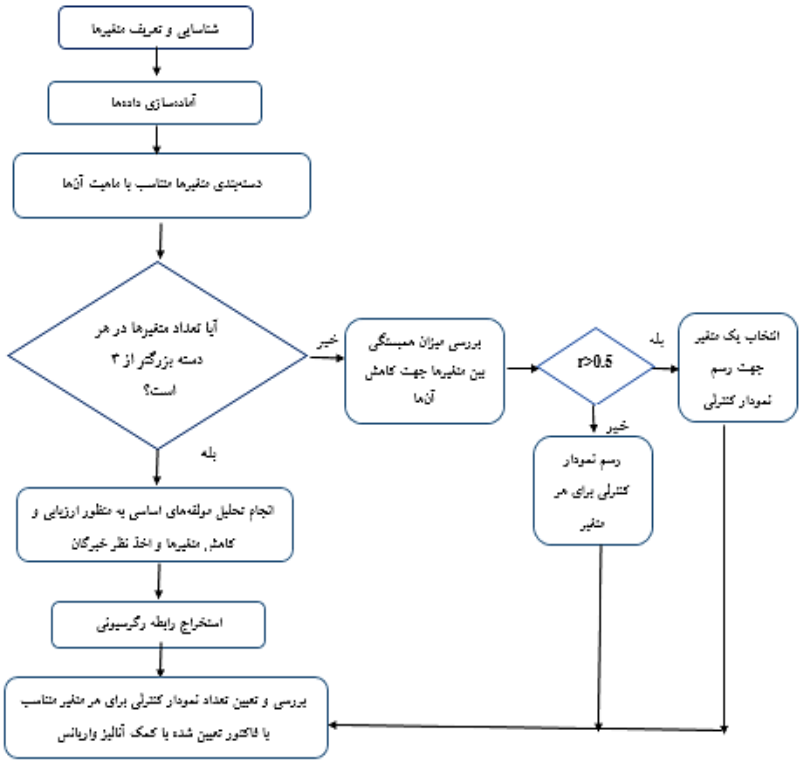
این پژوهش از روش تحقیق آمیخته، شامل روش‌های تحقیق کیفی و کمی، برای بررسی و تحلیل موضوع موردمطالعه بهره گرفته است. در بخش کیفی، اطلاعات از طریق مطالعه متون، مصاحبه با خبرگان و بررسی گزارش‌های ماهیانه جمع‌آوری شده است. هدف این مرحله، استخراج متغیرهای کنترلی تولید و اصول علمی کنترل کیفیت آماری بوده است. در بخش کمی، از داده‌های ثبت‌شده در سامانه فولاد مبارکه استفاده شده است که با استفاده از توابع اکسل و تحلیل نرم‌افزار *Prism*، تجزیه‌وتحلیل دقیق داده‌ها انجام شده است. برای گردآوری اطلاعات، دو نوع داده مورداستفاده قرار گرفته است. داده‌های اولیه شامل اطلاعات خام و دست‌اولی است که از طریق بررسی اسناد و مدارک، کتاب‌ها، مقالات، گزارش‌ها و جستجوهای اینترنتی جمع‌آوری شده است. علاوه بر این، جلساتی در حوزه مجتمع فولاد مبارکه برگزار شده است که در آن مدیران، کارشناسان و خبرگان واحدهای مختلف نظرات خود را برای استخراج و اولویت‌بندی متغیرهای کنترلی تولید ارایه کرده‌اند.

داده‌های ثانویه نیز شامل اطلاعات وضعیت موجود بوده که از سیستم‌های آنلاین شرکت فولاد مبارکه به‌دست آمده است. در ابتدا منابع مرتبط شامل کتب، مقالات و اسناد مرتبط با موضوع تحقیق شناسایی و تحلیل شد تا مبانی نظری تحقیق به‌درستی شکل گیرد. سپس با بهره‌گیری ازنظرات خبرگان صنعت فولاد مبارکه که شامل مدیران بخش‌های فولادسازی، کارشناسان فنی و متخصصان مهندسی صنایع بودند، متغیرهای کنترلی تولید استخراج و موردبررسی قرار گرفت. این متغیرها در سه مرحله اصلی فرآیند تولید، شامل کوره‌های قوس الکتریکی، متالورژی ثانویه و ماشین‌های ریخته‌گری، شناسایی و تعریف شدند. در مرحله اول، شناسایی و تعریف متغیرها انجام شد. تیم کنترل فرآیندها و داده‌کاوی به بررسی اولیه متغیرها پرداخته و متغیرهای غیرمهم یا اضافی را حذف کردند. همچنین، هر متغیر توسط شاخص‌های تعریف عملیاتی، مقادیر آن مشخص و آماده‌سازی داده‌ها انجام شد. در این مرحله، داده‌های تکراری یا دارای مقادیر مفقود حذف شدند و پیش‌پردازش داده‌ها تکمیل شد.

در مرحله بعد، متغیرها بر اساس ماهیت و اهداف فرآیند دسته‌بندی شده‌اند. سپس به بررسی تعداد متغیرها پرداخته شد. اگر تعداد متغیرها از سه بیش‌تر بود، روش تحلیل مولفه‌های اصلی برای کاهش ابعاد داده‌ها استفاده شد. این روش تعداد مولفه‌ها را به سه کاهش داده و سپس با استفاده از معادلات رگرسیونی، روابط بین متغیرها شناسایی شد. در ادامه، ابعاد داده‌ها کاهش‌یافته و از طریق آنالیز واریانس، تعداد نمودارهای کنترلی ممکن برای متغیرها تعیین شد. این کار باعث حذف متغیرهای غیرمهم، کاهش پیچیدگی داده‌ها و تسریع در کنترل فرآیندها شد. در نهایت، الگوی پیشنهادی پژوهش جهت کاهش ابعاد فرآیندهای تولید و ارتقا کیفیت محصولات طراحی و توسط خبرگان صنعت فولاد مبارکه تایید شد. این مدل با تحلیل دقیق داده‌ها و کاهش هدر رفت منابع، منجر به افزایش بهره‌وری و ارتقا کیفیت محصولات شده و قابلیت پیاده‌سازی در سایر واحدهای صنعتی را

[1] Linear Discriminant Analysis (LDA)

نیز دارا می‌باشد. استفاده از روش‌های یادگیری ماشین و کاهش ابعاد متغیرها در هر سه مرحله اصلی تولید تختال، ابزاری کارآمد برای مدیریت و کنترل فرآیندها فراهم کرده است که تاثیر چشمگیری در بهبود عملکرد سازمانی و پاسخگویی به نیازهای بازار داشته است.




**شکل ۱- الگوپیشنهادی مطالعه برای کنترل کیفیت در فرآیند تولید اسلب.**

**Figure 1- Study guide algorithm for quality control in the slab production process.**

در ادامه به بررسی هرکدام از موارد الگوی بالا می‌پردازیم:

در **مرحله ۱** شناسایی و تعریف متغیرها می‌باشد. متغیرهای بسیاری در سه مرحله اصلی تولید وجود دارد که باید به شناسایی و تعریف آن‌ها پرداخت. ممکن است برخی متغیرها اضافی باشند که در همان ابتدا از تحلیل حذف می‌شود. لذا باید متغیرها در ابتدا به‌طور کامل شناسایی و تعریف شوند. این کار توسط تیم کنترل فرآیندها و داده‌کاوی صورت می‌گیرد. در همان ابتدا برخی متغیرهای اضافی و غیرمهم از مجموعه داده حذف می‌شوند. همچنین متغیرها توسط شاخص‌هایی تعریف عملیاتی شده و مقادیر آن‌ها مشخص می‌شود. سپس در **مرحله ۲** آماده‌سازی داده‌ها، به آماده‌سازی داده‌های تولید و متغیرهای آن پرداخته می‌شود. در این مرحله، داده‌های غیراضافی و مقادیر مفقود از مجموعه داده حذف شدند. در این مرحله مجموعه‌ای از عملیات آماده‌سازی و پیش‌پردازش داده‌ها انجام می‌شود. مثلا برخی تراکنش‌ها ممکن است دارای مقادیر مفقود باشند. یا برخی ویژگی‌ها در مجموعه داده تکراری باشند. همچنین ممکن است برخی ویژگی‌ها لزومی نداشته باشند که در مجموعه داده باشند. تشخیص این موضوعات به عهده تیم پایش فرآیند و داده‌کاو است.

سپس در **مرحله ۳** که دسته‌بندی متغیرها متناسب با ماهیت آن‌ها است: توسط یک کارشناس پایش فرآیند، به دسته‌بندی فرآیندها بر اساس ماهیت آن‌ها پرداخته شد. یعنی اهداف متغیرهای فرآیندها جهت پیشبرد اجرای فرآیند، شناسایی‌شده و متغیرهایی که مربوط به هر یک از فرآیندهای تولیدی است شناسایی و تعریف و طبقه‌بندی می‌شود. در **مرحله ۴** به بررسی این موضوع پرداخته شد که آیا تعداد متغیرها از ۳ بیش‌تر است یا خیر. اگر تعداد متغیرها از ۳ بیش‌تر نباشد، صرفا به بررسی میزان همبستگی آن‌ها پرداخته می‌شود و متغیرهایی که همبستگی زیادی با هم دارند یعنی شبیه به هم عمل می‌کنند ($r>0.5$) یکی از آن متغیرها جهت رسم نمودار کنترلی انتخاب می‌شود. زیرا هدف اصلی کاهش تعداد متغیرها برای کاهش ابعاد متغیرهای کنترلی تولید است و اگر متغیرها همبستگی کمی با هم داشته باشند ($r<0.5$)، برای هرکدام از آن‌ها نمودار کنترلی رسم می‌شود. اگر تعداد متغیرها از ۳ بیش‌تر باشد، با استفاده از روش تحلیل مولفه‌های اساسی به کاهش تعداد متغیرهای پرداخته می‌شود. در این خصوص، تعداد مولفه‌ها را برابر با ۳ قرار می‌دهیم تا تعداد ابعاد متغیرهای کنترلی کاهش یابد.

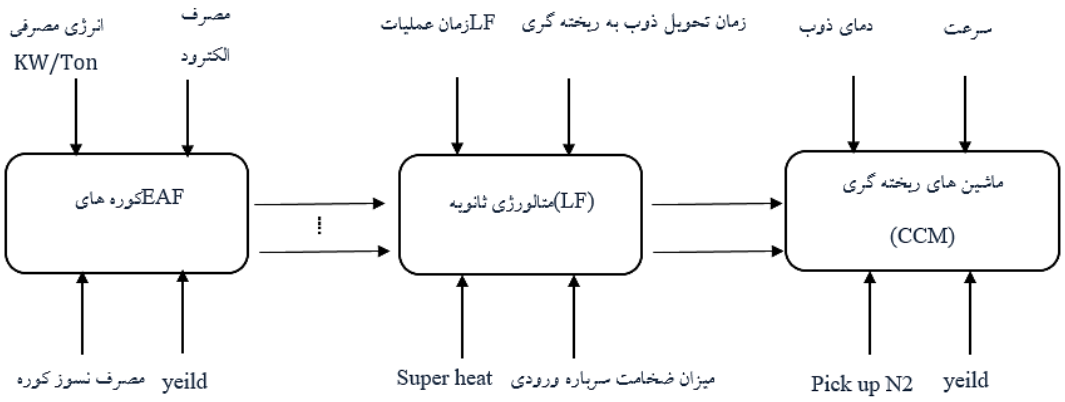
بعدازاین مرحله، رابطه رگرسیونی بین متغیرها استخراج می‌شود. با استفاده از معادله رگرسیونی، روابطی که بین متغیرهای اصلی حاکم است شناسایی‌شده و یک معادله رگرسیونی با مقدار مربع آر بالا و مقدار پی کم تعریف می‌شود. با انجام این کار نیز ابعاد داده کاهش می‌یابد. زیرا مثلا اگر تعداد مولفه‌ها برابر با ۳ باشد، در حقیقت سه بعد در مجموعه متغیرهای کنترلی وجود دارد. رابطه رگرسیونی، تعداد ابعاد را کاهش داده و به یک بعد تقلیل می‌دهد. سپس در **مرحله ۵**، توسط آنالیز واریانس به تعیین تعداد نمودارهای کنترلی ممکن برای هر متغیر به‌منظور کنترل فرآیندهای تولیدی پرداخته می‌شود. کاهش ابعاد متغیرهای کنترلی فرآیند، منجر به کاهش ترسیم تعداد نمودارهای کنترلی شده و لذا صرفا نمودارهای کنترلی مهم در مجموعه داده فرآیندها ارزیابی می‌شود و متغیرهای غیرمهم از مجموعه متغیرهای تولیدی حذف‌شده و در نتیجه تعداد نمودارهای کنترلی کاهش می‌یابد و در نهایت در کنترل فرآیند، تسریع صورت می‌گیرد.

## ۴- اعتبار سنجی الگوی پیشنهادی

خبرگان و متخصصان برجسته صنعت فولاد مبارکه با حضور در یک نشست تخصصی، الگو جدیدی را که به‌منظور کاهش ابعاد متغیرهای موثر بر کیفیت اسلب‌های تولیدی و ارتقا کیفیت محصولات طراحی شده است، مورد تایید و تصدیق قرار داده‌اند. 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 هدر رفت منابع و انرژی جلوگیری کند. همچنین، با افزایش کیفیت محصولات تولیدی، راهکارهایی نوین در راستای کاهش هزینه‌ها و زمان تولید ارایه می‌دهد. تایید این الگو توسط خبرگان صنعت، نشان‌دهنده توانمندی و پتانسیل بالای الگو برای سایر واحدهای صنعتی می‌باشد.

## ۵- مطالعه کاربردی

در ابتدا سه فرآیند اصلی تولید تختال در شرکت فولاد مبارکه به‌عنوان مطالعه موردی این پژوهش تشریح می‌شود. سپس دلیل به‌کارگیری روش‌های یادگیری ماشین و استخراج ویژگی در این مطالعه تبیین می‌شود. فرآیند تولید تختال در شرکت فولاد مبارکه به‌صورت **شکل ۲** می‌باشد که شامل سه مرحله کوره‌های *EAF*، متالورژی ثانویه و ماشین‌های ریخته‌گری می‌باشد. در مرحله اول آهن‌قراضه وارد می‌شود و با صرف انرژی و الکترودها ذوب می‌شوند و وارد مرحله دو یعنی متالورژی ثانویه می‌شوند که در این مرحله بر روی آنالیز آن ذوب کار می‌کنند و مواد افزودنی به آن اضافه می‌کنند و وارد مرحله بعد یعنی ماشین‌های ریخته‌گری می‌شود که خروجی ماشین‌های ریخته‌گری تختال‌ها هستند. موضوع مهمی که در این‌جا مطرح می‌باشد این است که در هر یک از این سه مرحله اصلی، متغیرهای بسیار زیادی وجود دارد. در هر مرحله حدود ۲۰-۳۰ متغیر شناسایی شده است که قطعا مدیریت و کنترل این تعداد متغیر کار آسانی نیست. پس در ابتدا متغیرها به‌طور مستقل در هر مرحله هم ازنظر همبستگی و هم ازنظر رابطه رگرسیونی بررسی می‌کنیم و تعداد این متغیرها را با روش کاهش ابعاد، کاهش می‌دهیم. این کارها در هر سه مرحله فرآیند اصلی **شکل ۲** انجام می‌شود.




**شکل ۲- مراحل تولید اسلب در شرکت فولاد مبارکه.**
**Figure 2- Slab production stages at Mobarakeh Steel Company.**

همچنین در این پژوهش تحلیل مناسبی برای شناسایی متغیرهای مهم مرتبط باکیفیت اسلب تولیدی انجام می‌شود و متغیرهای منتخب، نماینده مناسبی برای دیگر متغیرها هستند. نکته مهم دیگر این است که اگر همه متغیرها در سه مرحله اصلی فرآیند، در نظر گرفته شوند، طراحی نمودارهای

کنترلی بر اساس هر یک از متغیرها کاری بسیار سخت و زمان‌بر است. این کار ازنظر عملیاتی نیز قابل‌اجرا نمی‌باشد. همچنین تحلیل و بررسی این تعداد نمودار کنترلی میسر نیست؛ بنابراین، با استفاده از روش‌های کاهش ابعاد مانند تحلیل مولفه‌های اصلی 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، بلکه زمان و منابع لازم برای تحلیل داده‌ها و کنترل فرآیند را بهینه‌سازی کرده است. در نهایت، تعداد نمودارهای کنترلی به میزان قابل‌توجهی کاهش یافت و تمرکز تنها بر روی متغیرهای کلیدی معطوف شد که بیش‌ترین تاثیر را در کیفیت و بهره‌وری تولید دارند.

## ۱-۵- نتایج به‌کارگیری الگوی پیشنهادی

همان‌طور که در قسمت روش تحقیق اشاره شد، مطالعه موردی در این مقاله بر روی فرآیند سه مرحله‌ای فولادسازی انجام می‌شود. در این خصوص از نرم‌افزار پرسیم استفاده می‌شود. در این پژوهش متغیرها و نتایج فاز یک و سه قرار داده شده است. فاز اول مربوط به فرآیندهای کوره *EAF* است. در این فاز، ۹ متغیر به شرح **جدول ۲** وجود دارد که با توجه به دسته‌بندی متغیرها بین ۳ مورد از این متغیرها که با توجه به ماهیتشان (طبق الگوی پیشنهادی) در یک دسته قرار گرفته‌اند و همبستگی آن‌ها بررسی شده است که نتایج در **جدول ۳** ارایه شده است. سایر متغیرهای این فاز در یک دسته‌بندی قرار گرفته‌اند و بر روی آن‌ها تحلیل مولفه‌های اصلی انجام شده است که نتایج این قست به شرح **جدول ۴** می‌باشد. همچنین در خصوص این متغیرها **شکل ۳** نشان‌دهنده این است که هر متغیر به کدام *pc* نزدیک‌تر می‌باشد.

**جدول ۲- متغیرهای مربوط به فرآیند کوره‌های EAF.**

**Table 2- Variables related to the EAF furnace process.**

| نام متغیر | تعریف متغیر موثر بر کیفیت |
|---|---|
| MELT %C | درصد کربن مایع |
| %P FINAL EAF | درصد فسفر نهایی در فاز EAF |
| %P LF FIRST | درصد فسفر ابتدایی در فاز LF |
| YIELD | بازده وزنی کوره، نسبت وزن فولاد تولیدشده به ورودی کوره |
| YIELD-EAF | خروجی تناژ ریخته‌گری شده به خروجی تناژ ذوب تخلیه‌شده کوره |
| LIME(kg/ton) | میزان مصرف آهک LIME به ازای هر ذوب |
| DOLOMIT0(kg/ton) | میزان آهک دولومیت به ازای هر ذوب |
| WEI TAP | میزان تخلیه‌شده کوره در پاتیل |
| ENERGY(KG/TON) | میزان مصرف انرژی به ازای هر تن مذاب تولیدی |

**جدول ۳- بررسی همبستگی بین متغیرها در فاز اول تولید.**

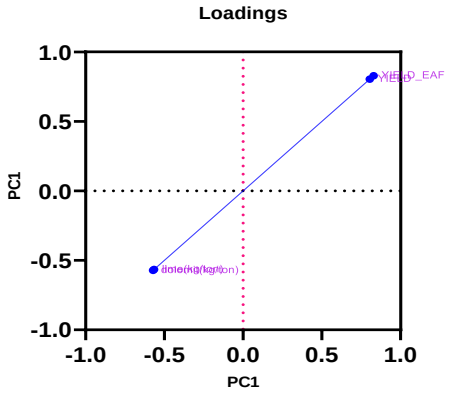
**Table 3- Examining the correlation between variables in the first phase of production.**

| | MELT %C | %P FINAL EAF | %P LF FIRST |
|---|---|---|---|
| MELT %C | 1.000 | 0.342 | -0.003 |
| %P FINAL EAF | 0.342 | 1.000 | 0.868 |
| %P LF FIRST | -0.003 | 0.868 | 1.000 |

**جدول ۴- مولفه اصلی مربوط به فاز اول تولید.**

**Table 4- Main components related to the first phase of production.**

| VAR | PC |
|---|---|
| YIELD | 0.803 |
| YIELD-EAF | 0.828 |
| LIME(kg/ton) | -0.566 |
| DOLOMIT0(kg/ton) | -0.573 |




**شکل ۳- بارهای عاملی PC.**
**Figure 3- PC factor loadings.**

فاز سوم مربوط به فرآیندهای ریخته‌گری می‌باشد. در این فاز، ۱۲ متغیرها به شرح **جدول ۵** وجود دارد. بر روی این متغیرها تحلیل مولفه‌های اصلی انجام شد که دسته‌بندی این مولفه‌ها در **جدول ۶** ارایه شده است.

**جدول ۵- متغیرهای مربوط به فرآیند ریخته‌گری.**
**Table 5- Variables related to the casting process.**

| نام متغیر | تعریف متغیر |
|---|---|
| QLY ACT | گرید ورق‌ها |
| SRD1 ACT | سرعت واقعی خط ۱ |
| SRD2 ACT | سرعت واقعی خط ۲ |
| SRD1 PLAN | سرعت برنامه‌ریزی‌شده خط ۱ |
| SRD2 PLAN | سرعت برنامه‌ریزی‌شده 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 تاندیش |
| PICK UP N2 | نیتروژن محلول در ذوب |

**جدول ۶- مولفه اصلی مربوط به فاز سوم تولید.**
**Table 6- Main components related to the third phase of production.**

| VAR | PC1 | PC2 | PC3 |
|---|---|---|---|
| QLY ACT | -0.578 | 0.394 | -0.159 |
| SRD1 ACT | 0.865 | -0.003 | -0.135 |
| SRD2 ACT | 0.846 | -0.017 | -0.158 |
| SRD1 PLAN | 0.865 | -0.183 | -0.175 |
| SRD2 PLAN | 0.866 | -0.185 | -0.194 |
| LADLE(kg) | -0.145 | -0.536 | -0.044 |
| TUND(kg) | -0.350 | -0.723 | -0.262 |
| YIELD | 0.388 | 0.880 | 0.228 |
| SLAB | 0.095 | 0.160 | -0.221 |
| SUPER HEAT | 0.019 | -0.108 | -0.890 |
| AVERAGE TUND TEMP | 0.369 | -0.353 | 0.819 |
| PICK UP N2 | -0.225 | -0.040 | 0.032 |

## ۶- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، دسته‌بندی متغیرها بر اساس ماهیت آن‌ها در مراحل مختلف فرآیند تولید انجام شده است. در فاز اول، سه متغیر شامل درصد کربن مایع، درصد فسفر نهایی در مرحله *EAF* و درصد فسفر ابتدایی در مرحله *LF* به دلیل ماهیت مشابه در یک دسته قرار گرفته‌اند. طبق الگوی ارایه‌شده، با توجه به این‌که تعداد متغیرهای این دسته کوچک‌تر مساوی سه بوده است، آزمون همبستگی بین متغیرها برای کاهش داده‌ها انجام شده است.

تحلیل همبستگی نشان می‌دهد که همبستگی بین متغیرهای درصد فسفر نهایی *EAF* و درصد فسفر ابتدایی *LF* بالا می‌باشد، به این معنا که با کنترل یکی از این متغیرها، دیگری نیز کنترل می‌شود. اما همبستگی بین متغیر درصد کربن مایع و دو متغیر دیگر ضعیف است؛ بنابراین، کنترل متغیر درصد کربن مایع باید به‌صورت جداگانه انجام شود. سایر متغیرهای مربوط به این فاز شامل بازده وزنی کوره، خروجی تناژ ریخته‌گری شده نسبت به تناژ تخلیه‌شده از کوره، میزان مصرف آهک به ازای هر ذوب و میزان تخلیه کوره در پاتیل، به دلیل ماهیت یکسان در یک دسته قرار گرفته‌اند. برای این متغیرها، تحلیل مولفه‌های اصلی با استفاده از نرم‌افزار پریسم انجام شده است. خروجی نشان داد که این چهار متغیر در یک مولفه اساسی قرار می‌گیرند و همه آن‌ها توسط همان مولفه نمایندگی می‌شوند. همچنین، آزمون همبستگی بین این چهار متغیر نشان داد که همبستگی بالایی میان آن‌ها وجود دارد. بر این اساس، برای این چهار متغیر تنها یک نمودار کنترلی کافی است.

با این‌حال، دو متغیر دیگر شامل وزن تخلیه‌شده (*WEI TAP*) و انرژی مصرفی (*ENERGY*) باید به‌صورت جداگانه کنترل شوند. در فاز سوم، از روش تحلیل مولفه‌های اساسی برای دسته‌بندی متغیرها استفاده شد و تعداد متغیرها به سه مولفه اصلی کاهش یافت. این مولفه‌ها هر یک شامل تعدادی متغیر مرتبط هستند. مولفه اول شامل متغیرهای *QLY ACT*، *SRD1 ACT*، *SRD2 ACT*، *SRD1 PLAN* و *PICK UP N2* است. مولفه دوم متغیرهای *TUND (kg)*، *YIELD* و *LADLE (kg)* را در بردارد و مولفه سوم شامل متغیرهای *SLAB*، *SUPER HEAT* و *AVERAGE TUND TEMP* می‌باشد. همان‌طور که در قسمت شکاف تحقیق بیان شده است در بعضی موارد یک متغیر در شرایط مختلف تکرار می‌شود و بحث بر این می‌باشد که آیا برای هر شرایطی یک نمودار کنترلی مجزا رسم گردد یا این‌که برای تمامی شرایط صرفا یک نمودار کنترلی برای آن متغیر کفایت می‌کند که این موضوع می‌تواند با کمک روش تحلیل واریانس تصمیم‌گیری گردد. برای مثال آنالیز واریانس به‌صورت جداگانه برای هر ماشین ریخته‌گری (*CCM1*تا *CCM5*) و متغیرهای *YIELD* و تیم‌های کاری (*A*، *B*، *C*، *D*) انجام شده است. نتایج نشان می‌دهد که در ماشین ریخته‌گری شماره ۱، تیم‌های *A* و C رفتار مشابه و تیم‌های *B* و *D* نیز رفتار مشابه دارند. در ماشین ریخته‌گری شماره ۲، تیم‌های *A*، *B* و *C* رفتار مشابه دارند، اما تیم *D* رفتاری متفاوت نشان می‌دهد. در ماشین ریخته‌گری شماره ۳، نتایج مشابه ماشین شماره ۱ می‌باشد، به این معنی که تیم‌های *A* و *C* و همچنین *B* و *D* رفتار مشابه دارند. در ماشین ریخته‌گری شماره ۴، تیم‌های *B* و *C* رفتار مشابه، اما تیم‌های *A* و *D* رفتار متفاوتی دارند. در ماشین ریخته‌گری شماره ۵، تیم‌های *A* و *D* رفتار مشابه و تیم‌های *B* و *C* نیز رفتار مشابه دارند. آنالیز واریانس بین تیم‌ها و *YIELD* به‌صورت یکپارچه نشان می‌دهد که با کنترل تیم‌های *C* و*D* ، رفتار تیم‌های *A* و *B* نیز تحت کنترل قرار می‌گیرد، زیرا رفتار تیم‌های *C* و *D* شامل رفتار تیم‌های *A* و *B* نیز می‌باشد. علاوه بر این، آنالیز واریانس بین متغیرهای اصلی و ماشین‌های ریخته‌گری نشان می‌دهد که برای هر ماشین، متغیرها باید به‌صورت جداگانه مورد ارزیابی قرار گیرند و نمودارهای کنترلی برای هر ماشین به‌صورت مستقل رسم شود. این رویکرد باعث افزایش دقت و کارایی فرآیند کنترل کیفیت و کاهش پیچیدگی در تحلیل داده‌ها شده است.

شاخص‌ها و متغیرهای کنترلی به پایش و کنترل فرآیندهای تولیدی می‌پردازند. هر یک از این شاخص‌ها دارای محدوده مجازی هستند که اگر مقادیر شاخص‌های فرآیندها در این محدوده باشند، این فرآیندها تحت کنترل هستند. لذا پایش فرآیندی صورت گرفته است. لیکن متغیرهای زیادی ممکن است در فرآیندهای تولیدی وجود داشته باشند که کنترل و ارزیابی آن‌ها پیچیده، هزینه‌بر و زمان‌بر است. هرچه قدر تعداد متغیرها زیاد باشد، کنترل و پایش فرآیندها طولانی‌تر است. از طرفی ممکن است همه متغیرها به یک اندازه دارای اهمیت در پایش فرآیند نباشند. همچنین ممکن است برخی از متغیرها تکراری بوده و یک مفهوم داشته باشند. اگر تعداد شاخص‌ها و متغیرهای کنترلی زیاد باشد، ابعاد فرآیندها افزایش می‌یابد و لذا حجم زیادی از داده‌های فرآیندها وجود دارد. در نتیجه کنترل فرآیندها توسط نمودارهای کنترلی بسیار سخت و زمان‌بر است. با افزایش تعداد شاخص‌ها و متغیرها، نمودارهای کنترلی به میزان فزاینده‌ای افزایش می‌یابد. افزایش تعداد نمودارهای کنترلی، پایش فرآیندها را بسیار سخت و پیچیده می‌کند. در این پژوهش از روش‌های یادگیری ماشین و تحلیل داده هم‌چون تحلیل مولفه‌های اصلی، رگرسیون و تحلیل واریانس به تحلیل و ارزیابی همبستگی متغیرها و کاهش آن‌ها پرداخته شده است. در این خصوص در ابتدا پس از مطالعات کتابخانه ای و تحقیقات میدانی الگوی کاهش ابعاد در حالت چندمتغیره ارایه گردیده است و سپس فرآیندهای تولید تختال شرکت فولاد مبارکه اصفهان به‌عنوان مورد مطالعه مورد بررسی قرار گرفته است.

با توجه به این مطالعه، الگوی پیشنهادی می‌تواند به کاهش تعداد متغیرهای و شاخص‌های موثر در کنترل کیفیت بپردازد و با کاهش تعداد متغیرها، می‌توان به بهبود نمودارهای کنترلی پرداخت. در این مطالعه، برای هر مرحله از تولید، تعداد زیادی متغیر یا شاخص فرآیندی وجود دارد که الگوی پیشنهادی توانست به کاهش تعداد متغیرها و شاخص‌های فرآیندی بپردازد. برای این کار از همبستگی برای تعیین میزان شدت ارتباط بین متغیرها و شاخص‌ها استفاده شد. متغیرهایی که به شدت به هم همبسته بوده اند شناسایی شدند. سپس در صورتی که تعداد متغیرهای فرآیندها از سه عدد

بیش‌تر بوده است، از روش تحلیل مولفه‌های اساسی برای کاهش ابعاد فرآیند استفاده شد. در نهایت برای متغیرها و شاخص‌ها معادله رگرسیونی طراحی شد که مقدار مربع آر برای آن‌ها در بالاترین مقدار بود. از الگو پیشنهادی می‌توان برای کاهش تعداد متغیرها و شاخص‌های فرآیندی در صنایع و شرکت‌هایی که دارای تعداد زیادی فرآیندچندمتغیره و چندحالته هستند استفاده نمود. تحقیقات پیشین به کاهش تعداد متغیرها در فرآیندهای چندمتغیره یا چندحالته پرداخته‌اند. لیکن از روش‌های کاهش تعداد شاخص‌ها هم‌چون همبستگی، تحلیل مولفه‌های اصلی و رگرسیون برای کاهش تعداد متغیرها در فرآیندهای چندمتغیره و چندحالته به‌طور هم‌زمان پرداخته نشده است. در تحقیقات آتی می‌توان از سایر روش‌های کاهش ابعاد برای انتخاب و کاهش متغیرهای کنترل تولید استفاده نمود.

## تشکر و قدردانی

نویسندگان از تمامی داوران محترم که با ارایه نظرات علمی و پیشنهادها ارزشمند، در بهبود کیفیت این پژوهش نقش داشته‌اند، قدردانی می‌کنند.

## منابع مالی

این پژوهش بدون دریافت هیچ‌گونه حمایت مالی از نهادها یا سازمان‌های تحقیقاتی انجام شده است.

## اعلام تعارض منافع

نویسندگان اعلام می‌کنند که هیچ نوع تعارض منافعی وجود ندارد.

## منابع

[1] Tran, P. H., Ahmadi Nadi, A., Nguyen, T. H., Tran, K. D., & Tran, K. P. (2022). Application of machine learning in statistical process control charts: A survey and perspective. In *Control charts and machine learning for anomaly detection in manufacturing* (pp. 7–42). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-83819-5_2

[2] Ramos, M., Ascencio, J., Hinojosa, M. V., Vera, F., Ruiz, O., Jimenez-Feijoó, M. I., & Galindo, P. (2021). Multivariate statistical process control methods for batch production: A review focused on applications. *Production & manufacturing research*, *9*(1), 33–55. https://doi.org/10.1080/21693277.2020.1871441

[3] Sikder, S., Mukherjee, I., & Panja, S. C. (2020). A synergistic Mahalanobis--Taguchi system and support vector regression based predictive multivariate manufacturing process quality control approach. *Journal of manufacturing systems*, *57*, 323–337. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.10.003

[4] Tegegne, D. A., Kitaw, D., & Berhan, E. (2022). Advances in statistical quality control chart techniques and their limitations to cement industry. *Cogent engineering*, *9*(1), 2088463. https://doi.org/10.1080/23311916.2022.2088463

[5] Yao, Y., & Gao, F. (2009). A survey on multistage/multiphase statistical modeling methods for batch processes. *Annual reviews in control*, *33*(2), 172–183. https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2009.08.001

[6] Ma, J., & Zhang, J. (2022). Progress of process monitoring for the multi-mode process: A review. *Applied sciences*, *12*(14), 7207. https://www.mdpi.com/2076-3417/12/14/7207

[7] 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*(1), 465372. https://doi.org/10.1155/2015/465372

[8] Sabahno, H., & Niaki, S. T. A. (2023). New machine-learning control charts for simultaneous monitoring of multivariate normal process parameters with detection and identification. *Mathematics*, *11*(16), 3566. https://doi.org/10.3390/math11163566

[9] Pilario, K. E., Shafiee, M., Cao, Y., Lao, L., & Yang, S.-H. (2019). A review of kernel methods for feature extraction in nonlinear process monitoring. *Processes*, *8*(1), 24. https://www.mdpi.com/2227-9717/8/1/24

[10] Zhang, K., Peng, K., Zhao, S., & Wang, F. (2020). A novel feature-extraction-based process monitoring method for multimode processes with common features and its applications to a rolling process. *IEEE transactions on industrial informatics*, *17*(9), 6466–6475. https://doi.org/10.1109/TII.2020.3012024

[11] 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. https://doi.org/10.1007/s40313-020-00604-w

[12] 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. https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2019.11.010

[13] Peng, G., Huang, K., & Wang, H. (2021). Dynamic multimode process monitoring using recursive GMM and KPCA in a hot rolling mill process. *Systems science & control engineering*, *9*(1), 592–601. https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/21642583.2021.1967220

[14] Du, W., Fan, Y., & Zhang, Y. (2017). Multimode process monitoring based on data-driven method. *Journal of the franklin institute*, *354*(6), 2613–2627. https://doi.org/10.1016/j.jfranklin.2016.11.002

[15] El-Midany, T. T., El-Baz, M. A., & Abd-Elwahed, M. S. (2010). A proposed framework for control chart pattern recognition in multivariate process using artificial neural networks. *Expert systems with applications*, *37*(2), 1035–1042. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.05.092

[16] Li, T., Hu, S., Wei, Z., & Liao, Z. (2013). A Framework for Diagnosing the Out-of-Control Signals in Multivariate Process Using Optimized Support Vector Machines. *Mathematical problems in engineering*, *2013*(1), 494626. https://doi.org/10.1155/2013/494626

[17] Pouya, A., Yeganeh, A., & Fadaei, S. (2021). Designing a T2 hotelling control chart using clustering. *Sharif industrial engineering and management journal*, *37*(1), 71-82. (**In Persian**). https://www.magiran.com/p2350284

[18] Ahmadi, S. (2021). *Designing control charts using robust clustering* [Thesis]. (**In Persian**). https://eng.khu.ac.ir/find-60.9760.64255.fa.html
[19] Ismail, M., Mostafa, N. A., & El-Assal, A. (2022). Quality monitoring in multistage manufacturing systems by using machine learning techniques. *Journal of intelligent manufacturing*, *33*(8), 2471–2486. https://doi.org/10.1007/s10845-021-01792-1%0A%0A
[20] Lou, Z., Wang, Y., Si, Y., & Lu, S. (2022). A novel multivariate statistical process monitoring algorithm: Orthonormal subspace analysis. *Automatica*, *138*, 110148. https://doi.org/10.1016/j.automatica.2021.110148
[21] Webb, Z. T., Nnadili, M., Seghers, E. E., Briceno-Mena, L. A., & Romagnoli, J. A. (2022). Optimization of multi-mode classification for process monitoring. *Frontiers in chemical engineering*, *4*, 900083. https://doi.org/10.3389/fceng.2022.900083
[22] Moradi, M., & Zarei, S. (2024). Robust model-based clustering using a symmetric stable α-distribution for measurement error. *Journal of statistical sciences, 18*(1) .(**In Persian**). https://civilica.com/doc/2001221/
[23] Zhang, J., Zhou, D., & Chen, M. (2022). Self-learning sparse PCA for multimode process monitoring. *IEEE transactions on industrial informatics*, *19*(1), 29–39. https://doi.org/10.1109/TII.2022.3178736
[24] Amiri, A. H., Maleki, M. R., & Doroudian, M. H. (2014). Monitoring variability in multivariate and attribute process using artificial neural networks. *Journal of production and operations management, 5*(2), 21-36. (**In Persian**). https://civilica.com/doc/1188241/