**Research in Production and Operations Management**
**University of Isfahan E-ISSN: 2981-0329**
Vol. 16, Issue 2, No. 41, summer 2025
**DOI: 10.22108/pom.2025.144489.1610**

**(Research paper)**

# Cost-Sensitive Machine Learning for Predicting Production Defects: a Novel Approach Based on MetaCost

**Ahmad Jafarnejad ***
Department of Industrial Management, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran, jafarnjd@ut.ac.ir
**Arman Rezasoltani**
Department of Industrial Management, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran, armanrezasoltani@ut.ac.ir
**Amir Mohammad Khani**
Department of Industrial Management, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran, amir.mo.khani@ut.ac.ir

**Purpose:** This paper aims to apply cost-sensitive machine learning (CSML) for predicting production defects in industrial processes to minimize the costs associated with false negatives. It investigates the MetaCost algorithm to assess its effectiveness in enhancing accuracy for defect detection when misclassification costs are incorporated into predictive models.

**Design/methodology/approach:** Real-world industrial production data is utilized to train multiple machine learning models: Random Forest, XGBoost, LightGBM, CatBoost, Gradient Boosting, SVM, and Logistic Regression to predict high-defect days. Subsequently, we implement various techniques to address class imbalance and enhance generalization, including Borderline-SMOTE, Recursive Feature Elimination with Cross Validation (RFECV), and Optuna hyperparameter optimization. After modeling, MetaCost is applied as a post-processing step to convert base learners into cost-sensitive classifiers with a 5:1 cost ratio focused on minimizing false negatives.

**Findings:** Findings indicated that among all tested classifiers, the most effective model for identifying high defect production days is the Random Forest model combined with MetaCost, as it boasts the highest recall (98.9%). In industrial settings, this high recall is particularly crucial, as failing to detect

* Corresponding author, 0000-0001-6763-5033 

defects can lead to significant losses, waste, and quality degradation for the company. CatBoost and LightGBM also performed well in terms of precision and false negatives, matching Random Forest's performance, but they recorded slightly more false negatives. Additionally, the Random Forest model achieved a balanced F1 score, making it reliable and robust for imbalanced datasets. This highlights the importance of cost-sensitive models in quality control tasks, especially when the cost of false negatives far exceeds that of false positives. Random Forest consistently outperforms in this study, making it a promising candidate for practical application in real-world manufacturing, as it can predict problematic production days, prompting timely interventions and continuous process improvement. The findings thus confirm both the strategic and technical value of the model for industrial decision-making processes.

**Research limitations/implications:** The industrial variations in the real world may not be fully represented by the study's dataset. Results are confined to batch-based manufacturing data and require validation in continuous or real-time processes. Future research should concentrate on deep learning models (CNN or RNN) and real-time sensor data or IoT-based streams for dynamic settings.

**Practical implications:** This study offers a data-driven framework for manufacturers to predict and address production defects, thereby reducing waste and rework costs. The approach minimizes undetected high-defect days while enhancing production quality, decreasing operational losses, and enabling the use of simple ML-based solutions instead of costly diagnostic equipment.

Social implications: Enhanced defect prediction for sustainable manufacturing is achieved through reduced material waste, prolonged product lifespan, and improved quality control. Greater product reliability fosters stronger consumer trust and diminishes the environmental impact of industrial waste.

**Originality/value:** The MetaCost initiative has implemented this algorithm as one of the first of its kind in the real industrial defect prediction domain. Cost-sensitive learning formulations with modern ML tools are employed to bridge a gap in research that addresses production optimization while balancing quality and cost. This research is valuable both academically and for industry practitioners interested in economic considerations in predictive modeling. Furthermore, while previous works focused primarily on healthcare, finance, and software defect detection, this research introduces a novel application of MetaCost in a manufacturing environment characterized by highly imbalanced class distributions and complex processes. The study proposes a replicable and scalable pipeline by integrating techniques such as Borderline-SMOTE, RFECV, and Optuna, which can be utilized for future research as well as in real-time applications. It effectively closes the gap between theoretical ML design and the application of ML in high-impact quality improvement of industrial systems.

**Keywords**: Cost-sensitive learning, MetaCost, Defect prediction, Manufacturing, Machine learning, Production quality

پژوهش در مدیریت تولید و عملیات، دوره ۱۶، شماره ۲، پیاپی ۴۱، تابستان ۱۴۰۴
دریافت: ۱۴۰۳/۱۲/۱۲ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۲/۰۸ ص ۷۳-۹۴
DOI: 10.22108/pom.2025.144489.1610

(مقالهٔ پژوهشی)

# یادگیری ماشین با حساسیت هزینه برای پیش‌بینی نقص‌های تولید: رویکردی نوین مبتنی بر MetaCost

احمد جعفرنژاد*[۱]؛ آرمان رضاسلطانی[۲]؛ امیرمحمد خانی[۳]

۱- استاد گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران، jafarnjd@ut.ac.ir
۲- دانشجوی دکتری گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران، armanrezasoltani@ut.ac.ir
۳- دانشجوی دکتری گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت، دانشگاه تهران، تهران، ایران، amir.mo.khani@ut.ac.ir

**چکیده:** کنترل کیفیت و کاهش هزینه‌های تولید، به پیش‌بینی دقیق عیوب در فرآیندهای صنعتی وابسته است. در این پژوهش، رویکرد یادگیری ماشین حساس به هزینه، با استفاده از الگوریتم MetaCost بررسی شده است. MetaCost یک تکنیک پس‌پردازش برای تبدیل مدل‌های یادگیری ماشین به مدل‌های حساس به هزینه است که با در نظر گرفتن ماتریس هزینهٔ خطاها، تصمیم‌گیری مدل را بهینه می‌کند. هدف اصلی، کاهش خطاهای منفی کاذب در شناسایی روزهای پرنقص تولید است. برای این منظور، از چندین الگوریتم شامل Random Forest، Gradient Boosting، XGBoost، LightGBM، CatBoost، SVM و رگرسیون لجستیک استفاده شد. داده‌ها از دیتاست «Predicting Manufacturing Defects» برگرفته از پلتفرم Kaggle، شامل اطلاعات مربوط به ۳۲۴۰ روز تولید صنعتی جمع‌آوری شدند. نتایج نشان داد که الگوریتم جنگل تصادفی با دستیابی به صحت برابر ۹۶٫۹٪ و بازخوانی برابر ۹۸٫۹٪، بهترین عملکرد را در میان مدل‌ها داشت. به‌ویژه توانایی بالای این مدل در شناسایی صحیح روزهای پرنقص، آن را به گزینهٔ مناسبی برای کاربردهای واقعی در صنعت تبدیل کرد. دیگر مدل‌ها نیز عملکرد پذیرفتنی داشتند؛ اما در مقایسه با Random Forest، در کاهش نرخ منفی کاذب ضعیف‌تر ظاهر شدند. این نتایج، کارایی رویکردهای حساس به هزینه را در بهبود پیش‌بینی نقص تولید، تأیید می‌کند.

**واژه‌های کلیدی:** یادگیری ماشین، حساسیت به هزینه، MetaCost، پیش‌بینی نقص، تولید صنعتی

* نویسنده مسئول، 0000-0001-6763-5033

**مقدمه**

در دنیای پرشتاب تولید و عملیات امروزی، توانایی پیش‌بینی عیوب برای تضمین کیفیت و عملکرد بسیار مهم است. با اتکای بیشتر صنایع به تصمیم‌گیری مبتنی بر داده، یادگیری ماشین (ML[1]) به ابزار قدرتمندی برای پیش‌بینی عیوب تولید تبدیل شده است (Barzizza et al., 2024., Kang et al., 2020., van Vuuren, 2024) با این حال در کاربردهای حیاتی، رویکردهای سنتی و ساده ML، هزینه‌های متفاوت مرتبط با انواع مختلف طبقه‌بندی‌های اشتباه را نادیده می‌گیرند که به‌طور بالقوه، به نتایج ضعیف منجر می‌شود. در این مطالعه، از چارچوب MetaCost برای پیش‌بینی نقص تولید استفاده و رویکرد جدیدی برای یادگیری ماشین حساس به هزینه (CSML[2]) ایجاد می‌شود. این مقاله به این سؤال تحقیقاتی پاسخ می‌دهد که چگونگی پیش‌بینی دقیق عیوب تولید با در نظر گرفتن هزینه‌های طبقه‌بندی اشتباه مرتبط است. هزینهٔ منفی کاذب (شناسایی‌نکردن نقص در صورت لزوم) در بسیاری از زمینه‌های صنعتی بسیار بیشتر از هزینهٔ مثبت کاذب (تشخیص نادرست نقص) است. برای بررسی این نبود تعادل، باید یک رویکرد حساس به هزینه برای مدل‌های پیش‌بینی‌کننده اتخاذ کرد که به‌دنبال به حداقل رساندن هزینه‌های طبقه‌بندی اشتباه به‌جای حداکثرکردن صحت‌اند. همان‌طور که بررسی پیشینهٔ موجود نشان می‌دهد، یادگیری حساس به هزینه، زمینهٔ بسیار مهمی است که پیشرفت خوبی را به خود دیده است؛ اما در اینجا نیز بیشتر کارها یا بر چارچوب نظری یا در برخی کاربردهای خاص، بدون در نظر گرفتن پیچیدگی‌های پیش‌بینی نقص تولید باقی مانده است؛ برای مثال، ژو و لیو[3] (۲۰۱۰) اشاره می‌کنند که کمبود اکتشاف در یادگیری چند کلاسهٔ حساس به هزینه وجود داشته است و لیو و همکاران[4] (۲۰۲۱) بر لزوم گنجاندن اطلاعات هزینه در آموزش مدل تأکید می‌کنند. منولد و همکاران[5] (۲۰۲۴) به‌جای استفاده از یادگیری مستقیم حساس به هزینه در زمینهٔ تولید، بر کاربرد یادگیری ماشین در حوزهٔ مراقبت‌های بهداشتی تمرکز کرده‌اند. این نتایج نشان می‌دهند که لازم است بررسی‌های بیشتری دربارهٔ استفاده از روش‌های پیش‌بینی نقص تولید با رویکرد حساس به هزینه انجام شود. در زمینهٔ بهینه‌سازی مدل‌های پیش‌بینی و یادگیری توالی‌های زمانی، به استفاده از الگوریتم‌های تکاملی مانند Modified Asexual Reproduction Optimization و Asexual Reproduction Optimization، برای آموزش مدل‌های مارکوف پنهان نیز، توجه شده است (Mansouri et al., 2021).

در حال حاضر، هزینه‌های منفی کاذب در پیش‌بینی نقص‌های تولید، به‌ویژه در صنعت، یکی از مسائل اساسی به شمار می‌آید. این هزینه‌ها به‌دلیل شناسایی‌نکردن دقیق نقص‌ها و عواقب مالی ناشی از آنها، اهمیت زیادی دارند. در کشورهای مختلف، ازجمله ایران، توجه به کاهش این هزینه‌ها و بهبود پیش‌بینی‌ها در سال‌های اخیر افزایش یافته است. به‌ویژه در صنایع تولیدی ایران، شناسایی‌نکردن صحیح نقص‌های تولید، به زیان‌های مالی درخور توجهی منجر می‌شود؛ برای مثال، مطالعات انجام‌شده در ایران نشان می‌دهند که در صنایع مختلف، مانند خودروسازی و الکترونیک، هزینه‌های منفی کاذب به‌دلیل شناسایی‌نکردن صحیح نقص‌ها، به زیان‌های مالی زیادی برای تولیدکنندگان منجر می‌شود (Motamedi et al., 2024; Ataei et al., 2025). در سطح جهانی نیز، تحقیقاتی نشان داده‌اند که هزینه‌های منفی کاذب در صنایع مختلف، ازجمله صنایع دارویی، تولید خودرو و الکترونیک، فشار زیادی به تولیدکنندگان وارد می‌کند؛ برای نمونه، مطالعات اخیر در کشورهای صنعتی پیشرفته نشان می‌دهند که این

هزینه‌ها، آثار مالی چشمگیری در صنایع مختلف دارند (Barzizza et al., 2024). به همین دلیل، استفاده از رویکردهای حساس به هزینه مانند MetaCost برای کاهش این هزینه‌ها در صنایع تولیدی، اهمیت ویژه‌ای دارد.

سهم اصلی این پژوهش، توسعهٔ MetaCost برای پیش‌بینی عیوب ساخت و ارزیابی مدل‌های مختلف یادگیری ماشین ازنظر پیش‌بینی عیوب ساخت بوده است تا بهترین مدل برای پیش‌بینی نقص‌های ساخت شناسایی شود. کاربرد عملی تحقیق دربارهٔ بهبود تصمیمات مدیریتی در صنعت تولید، کاهش هزینهٔ ساخت عیوب، ساخت و بهبود کیفیت فرآیند حائز اهمیت بوده است. این تحقیق فرصتی را برای تولیدکنندگان فراهم کرده است تا از زیان‌های مالی و افت کیفیت در روزهای پرنقص جلوگیری کنند. نقشهٔ راه این مقاله به شرح زیر بوده است: ابتدا مقدمه‌ای بر روش‌های یادگیری ماشین حساس به هزینه و MetaCost ارائه و در ادامه، مبانی نظری و پیشینهٔ پژوهش بررسی شده است؛ سپس، روش تحقیق و مجموعهٔ داده‌ها توضیح داده شده است. در ادامه، مدل‌های مختلف یادگیری ماشین برای پیش‌بینی نقص‌ها بررسی و ارزیابی شده‌اند. درنهایت، نتایج و تحلیل‌های مربوط به ارزیابی عملکرد مدل‌ها و انتخاب بهترین مدل برای پیش‌بینی نقص‌های تولید، ارائه شده است.

## پیشینهٔ پژوهش

مطالعات جدول یک نشان داده‌اند که MetaCost و دیگر تکنیک‌های یادگیری ماشین حساس به هزینه، عملکرد مدل‌ها را در داده‌های نامتعادل و پرهزینه بهبود می‌دهند. این روش‌ها در غربالگری پزشکی، پیش‌بینی نقص نرم‌افزار، کشف تقلب مالی و سرمایه‌گذاری کاربرد داشته‌اند. همچنین، ترکیب این الگوریتم‌ها با روش‌هایی مانند یادگیری فعال یا نمونه‌برداری بیش از حد، دقت پیش‌بینی را در مسائل پیچیده، مانند ورشکستگی و نقص نرم‌افزار افزایش داده است. این رویکردها هزینهٔ اشتباهات طبقه‌بندی را کاهش می‌دهند و به تصمیم‌گیری دقیق‌تر کمک می‌کنند.

**جدول ۱- پیشینهٔ پژوهش**

**Table 1- Research background**

| نویسندگان | عنوان مقاله | هدف | دیتاست | نتیجه‌گیری |
|---|---|---|---|---|
| ستی و همکاران[۶] (۲۰۲۴) | «یادگیری ماشینی حساس به هزینه برای حمایت از تصمیمات سرمایه‌گذاری راه‌اندازی» | بررسی استفاده از MetaCost برای کاهش ریسک در سرمایه‌گذاری استارتاپ‌ها | داده‌های استارتاپ‌ها | مدل‌های یادگیری ماشین حساس به هزینه، ریسک را به‌طرز درخور توجهی برای سرمایه‌گذاران کاهش می‌دهند. |
| منولد و همکاران (۲۰۲۴) | «یادگیری ماشین در غربالگری خودکار برای مرورهای سیستماتیک و متا آنالیز در اورولوژی» | برای ارزیابی پتانسیل یادگیری حساس به هزینه در غربالگری داده‌های پزشکی | مجموعه داده‌های مرور پزشکی | این مطالعه نتیجه می‌گیرد که رویکردهای حساس به هزینه، صحت فرآیندهای غربالگری خودکار را افزایش می‌دهند |
| مائلکویست و همکاران[۷] (۲۰۲۳) | «پشتیبانی تصمیم‌گیری حساس به هزینه برای فرآیندهای دسته‌ای صنعتی» | توسعهٔ یک سیستم پشتیبانی تصمیم که شامل یادگیری حساس به هزینه برای فرآیندهای دسته‌ای می‌شود. | داده‌های فرآیند دسته‌ای صنعتی | این مطالعه نشان می‌دهد که پشتیبانی تصمیم‌گیری حساس به هزینه، کارایی عملیاتی را به‌طور درخور توجهی در تنظیمات صنعتی افزایش می‌دهد |
| چن[۸] (۲۰۲۱) | «پژوهش در روش‌های طبقه‌بندی حساس به هزینه برای داده‌های نامتوازن» | معرفی الگوریتم ترکیبی جدید شامل یادگیری فعال و MetaCost برای بهبود دسته‌بندی نامتوازن | داده‌های عمومی و ترکیبی | ترکیب یادگیری فعال و MetaCost به‌طور مؤثری عملکرد پیش‌بینی را در داده‌های نامتوازن بهبود می‌بخشد. |
| نیو و همکاران[۹] (۲۰۲۰) | «یادگیری دیکشنری حساس به هزینه برای پیش‌بینی نقص نرم‌افزار» | بهبود پیش‌بینی نقص‌های نرم‌افزاری با یادگیری دیکشنری | مجموعه‌داده‌های نرم‌افزاری | مدل‌های جدید دیکشنری یادگیری حساس به هزینه، عملکرد بهتری در |

| نویسندگان | عنوان مقاله | هدف | دیتاست | نتیجه‌گیری |
|---|---|---|---|---|
| | | حساس به هزینه | NASA و AEEEM | پیش‌بینی نقص‌های نرم‌افزاری نسبت‌به روش‌های قبلی دارند. |
| قطعهاشه و همکاران[10] (۲۰۲۰) | «تجزیه و تحلیل کسب‌وکار در بازاریابی تلفنی: تحلیل حساس به هزینهٔ کمپین‌های بانکی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی» | بهبود دقت و صحت پیش‌بینی در کمپین‌های بازاریابی تلفنی با استفاده از شبکه‌های عصبی حساس به هزینه | داده‌های کمپین بازاریابی تلفنی | نتایج نشان می‌دهد که مدل‌های حساس به هزینه به‌طور درخور توجهی بهتر از مدل‌های سنتی در مجموعه داده‌های نامتعادل عمل می‌کنند |
| وربکه و همکاران[11] (۲۰۲۰) | «مبانی طبقه‌بندی علی حساس به هزینه» | پیشنهاد چارچوبی برای طبقه‌بندی علی حساس به هزینه برای افزایش تصمیم‌گیری | مجموعه داده‌های مختلف | این چارچوب راه‌های جدیدی را برای بهبود تصمیمات تجاری مبتنی بر داده ازطریق روش‌های حساس به هزینه باز می‌کند |
| مالهوترا و کمال[12] (۲۰۱۹) | «یک مطالعهٔ تجربی برای بررسی روش‌های افزایشی نمونه به‌منظور بهبود پیش‌بینی نقص نرم‌افزار با استفاده از داده‌های نامتوازن» | بررسی روش های oversampling و یادگیری حساس به هزینه برای پیش‌بینی نقص‌های نرم‌افزاری | مجموعه‌داده‌های NASA | استفاده از oversampling و یادگیری حساس به هزینه با MetaCost پیش‌بینی‌های بهتری را برای داده‌های نامتوازن ارائه می‌دهد. |
| لی و همکاران[13] (۲۰۱۹) | «یک رویکرد ترکیبی با استفاده از تکنیک نمونه‌برداری بیش از حد و یادگیری حساس به هزینه برای پیش‌بینی ورشکستگی» | برای ایجاد یک مدل ترکیبی برای پیش‌بینی ورشکستگی که نمونه‌برداری بیش از حد و یادگیری حساس به هزینه را ترکیب می‌کند. | مجموعه دادهٔ ورشکستگی کشور کره | رویکرد ترکیبی دقت پیش‌بینی بهبودیافته‌ای را در مجموعه داده‌های بسیار نامتعادل به‌همراه دارد. |
| کامالاروبان و ویلیامسون[14] (۲۰۱۸) | «تعیین حداقل حد پایین برای طبقه‌بندی حساس به هزینه» | تجزیه و تحلیل طبقه‌بندی باینری حساس به هزینه و پیامدهای آن در کاربردهای مختلف | مجموعه داده‌های مختلف | نتایج نشان می‌دهد که نادیده‌گرفتن هزینه‌های طبقه‌بندی نادرست به عملکرد نامناسب در کاربردهای حیاتی منجر می‌شود |
| کیم و همکاران[15] (۲۰۱۶) | «شناسایی تحریفات مالی با قصد کلاه‌برداری با استفاده از یادگیری حساس به هزینهٔ چندطبقه» | توسعهٔ مدل‌های یادگیری چند کلاسه برای تشخیص کلاه‌برداری در گزارش‌های مالی | داده‌های مالی شرکت‌ها | یادگیری حساس به هزینه با استفاده از MetaCost کمک می‌کند تا قصد کلاه‌برداری در بیانیه‌های مالی شناسایی شود. |
| سلطانی و همکاران[16] (۲۰۲۳) | «رویکرد ترکیبی پیش‌بینی تقاضای کانال همه‌جانبهٔ یکپارچه، با استفاده از یادگیری ماشین» | هدف این مقاله کاهش عدم قطعیت در پیش‌بینی تقاضا در خرده‌فروشی چندکاناله ازطریق استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و خوشه‌بندی سری‌های زمانی است. | داده‌های فروش ماهیانه از یک خرده‌فروشی لوازم آرایشی از فوریهٔ ۲۰۲۰ تا ژوئن ۲۰۲۲ . | استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی با Dynamic Time Warping و به‌کارگیری شبکه‌های عصبی غیرخطی خودبازگشتی با ورودی‌های خارجی (NARX) به بهبود دقت پیش‌بینی تقاضا برای محصولات در خرده‌فروشی‌های چندکاناله کمک می‌کند |
| میرزایی و همکاران[17] (۲۰۲۳) | «مقایسهٔ کارایی مدل‌های آماری و مدل‌های یادگیری ماشین و انتخاب مدل بهینه برای پیش‌بینی سود خالص و جریان نقد عملیاتی» | این تحقیق، کارایی مدل‌های آماری و مدل‌های یادگیری ماشین را برای پیش‌بینی سود خالص و جریان نقد عملیاتی مقایسه می‌کند و هدف آن انتخاب مدل بهینه برای پیش‌بینی این دو متغیر مالی در شرکت‌هاست. | داده‌های مربوط به ۱۸۴ شرکت ثبت‌شده در بورس تهران از سال ۲۰۱۲ تا ۲۰۲۱. | نتایج نشان دادند که متغیرهای تعهدی قدرت تبیینی بیشتری نسبت‌به متغیرهای نقدی برای پیش‌بینی سود خالص و جریان نقد عملیاتی دارند. |

پژوهش‌های مختلف در حوزهٔ یادگیری ماشین حساس به هزینه[۱۸] CSL و رویکرد MetaCost نشان داده‌اند که این روش در زمینه‌های گوناگونی ازجمله سرمایه‌گذاری استارتاپ‌ها، پیش‌بینی نقص‌های نرم‌افزاری، تحلیل‌های پزشکی و پیش‌بینی ورشکستگی به کار رفته است. با این حال، هر مطالعه دارای مزایا، محدودیت‌ها و شکاف‌های پژوهشی خاص خود است. مطالعهٔ ستی و همکاران (۲۰۲۴) نشان داد که MetaCost، ریسک سرمایه‌گذاری را در استارتاپ‌ها کاهش می‌دهد؛ اما نیازمند بررسی در صنایع سنتی است. این روشی که منولد و همکاران (۲۰۲۴) در غربالگری پزشکی به کار بردند، به بهبود دقت منجر شد، اما به ارزیابی‌های بالینی بیشتری نیاز دارد. چن (۲۰۲۱) ترکیب یادگیری فعال و MetaCost را برای داده‌های نامتعادل بررسی کرد؛ اما کاربرد آن در صنایع تولیدی کمتر بررسی شده است. درنهایت، نیو و همکاران (۲۰۲۰) از یادگیری دیکشنری حساس به هزینه برای پیش‌بینی نقص‌های نرم‌افزاری استفاده کردند؛ اما این مطالعه به مجموعه داده‌های بزرگ‌تر و متنوع‌تری نیاز دارد. علاوه بر این، مطالعهٔ مائلکویست و همکاران (۲۰۲۳) یکی از معدود مطالعاتی است که CSL را در بستر فرآیندهای دسته‌ای صنعتی بررسی کرده است؛ اما دامنهٔ آن محدود به شرایط خاص فرآیندهای دسته‌ای[۱۹] بوده و کاربرد در محیط‌های تولید پیوسته یا مبتنی بر داده‌های بلادرنگ را بررسی نکرده است. مطالعات داخلی نظیر سلطانی و همکاران (۲۰۲۳) و میرزایی و همکاران (۲۰۲۳) نیز، از یادگیری ماشین برای حل مسائل پیش‌بینی در حوزه‌هایی مانند تقاضای خرده‌فروشی و تحلیل مالی بهره برده‌اند؛ ولی رویکرد حساس به هزینه در این مطالعات محوریت نداشته و مسئلهٔ طبقه‌بندی نابرابر و هزینه‌محور را به‌صورت مستقیم بررسی نکرده است.

درمجموع، این تحقیقات نشان‌دهندهٔ تأثیرگذاری یادگیری حساس به هزینه در بهبود پیش‌بینی در داده‌های نامتعادل‌اند؛ اما شکاف پژوهشی در کاربردهای صنعتی و بررسی عملیاتی آنها همچنان وجود دارد. این تحقیق بر استفاده از یادگیری ماشین حساس به هزینه، برای پیش‌بینی نقص‌های تولیدی در فرآیندهای صنعتی تمرکز دارد. شکاف پژوهشی اصلی، محدودیت کاربرد MetaCost در این حوزه است؛ در حالی که تحقیقات پیشین بیشتر بر سرمایه‌گذاری استارتاپ‌ها، نقص‌های نرم‌افزاری و پزشکی متمرکز بوده‌اند. این پژوهش، با تمرکز بر شناسایی دقیق روزهای پرنقص و کاهش هزینه‌های پیش‌بینی اشتباه، این شکاف را پر می‌کند. مشارکت کلیدی پژوهش، استفاده از MetaCost برای تشخیص نقص‌های تولیدی است که همراه با SMOTE (Synthetic Minority Over-sampling Technique) برای متوازن‌سازی داده‌ها، RFECV[۲۰] برای انتخاب ویژگی و Optuna برای تنظیم فراپارامترها اجرا شده است. برخلاف مطالعات پیشین، این پژوهش از داده‌های پیچیدهٔ تولیدی استفاده و مدل‌های مختلف یادگیری ماشین را ارزیابی و مقایسه کرده است. انتخاب بهترین مدل براساس کاهش خطای منفی کاذب، که برای فرآیندهای صنعتی حیاتی است، انجام می‌شود. مشارکت اصلی این پژوهش در ارائهٔ یک چارچوب نوآورانه برای پیش‌بینی نقص‌های تولیدی، با استفاده از یادگیری ماشین حساس به هزینهٔ نهفته است. برخلاف مطالعات پیشین که عمدتاً از الگوریتم MetaCost در حوزه‌هایی مانند پزشکی، نرم‌افزار و مالی بهره برده‌اند، این تحقیق برای نخستین بار به‌طور متمرکز، از MetaCost در محیط‌های واقعی تولید صنعتی استفاده کرده است. این چارچوب با ترکیب تکنیک‌هایی نظیر SMOTE، برای متوازن‌سازی داده‌ها، RFECV[۲۱] برای انتخاب ویژگی‌های مؤثر و Optuna برای تنظیم بهینهٔ فراپارامترها، یک مدل بهینه را برای داده‌های نامتوازن ارائه می‌دهد. همچنین پژوهش حاضر با انجام تحلیل مقایسه‌ای میان چندین الگوریتم یادگیری ماشین، ازجمله Random Forest، XGBoost، LightGBM، CatBoost و

SVM در بستر حساس به هزینه، مدلی را معرفی می‌کند که با کاهش خطاهای منفی کاذب، امکان تصمیم‌گیری مؤثرتر را در فرآیندهای تولیدی فراهم می‌کند.

## روش تحقیق

در این تحقیق، هدف اولیه بهبود پیش‌بینی عیوب تولید ازطریق محاسبهٔ هزینه‌های تصمیم‌گیری بود. به‌منظور انجام این کار، ما از تکنیک یادگیری ماشین حساس به هزینه (CSL)، با استفاده از MetaCost استفاده کردیم. این تکنیک الگوریتم‌های یادگیری ماشین را تغییر می‌دهد تا هزینهٔ تصمیم‌گیری را در فرآیند پیش‌بینی بگنجاند و خطاهای پرهزینه را براساس احتمال کاهش دهد. نکتهٔ کلیدی برای مدیران تولید و مهندسان کیفیت، شناسایی روزهایی است که ایرادات فراوان دارند. اگر یک روز، یک مدل یادگیری ماشینی با نقص زیاد را به یک روز بدون نقص (منفی کاذب بالا) به‌اشتباه طبقه‌بندی کند، ممکن است اقدامات اصلاحی ضروری انجام نشود و به زیان مالی و کاهش کیفیت تولید در مقیاس منجر شود. در یک خط تولید صنعتی، هر خط از مجموعه داده حاوی اطلاعات مربوط به یک روز تولید خاص است؛ درنتیجه، یک (FN[۲۲]) یک روز کامل تولید با عیوب احتمالی را نشان می‌دهد که تشخیص داده نشده است و به‌طور بالقوه، کیفیت محصولات تولیدشده را در آن روز به خطر می‌اندازد. داده‌های این مطالعه از مجموعه‌دادهٔ «Predicting Manufacturing Defects» استخراج شده‌اند که ربیع الخاروا[۲۳] (۲۰۲۴) آن را در پلتفرم Kaggle منتشر کرده است و شامل ۱۶ ویژگی مستقل و یک متغیر هدف[۲۴] است و وضعیت تولید را در یک روز نشان می‌دهد. تحلیل اولیه نشان داد که داده‌ها نامتعادل‌اند و روزهای با نقص زیاد به‌مراتب بیشتر از روزهای با نقص کم‌اند. برای رفع این مشکل، از Borderline-SMOTE برای متوازن‌سازی داده‌ها استفاده شد (Javad Hemmatian et al., 2025). برای کاهش پیچیدگی مدل و حذف ویژگی‌های کم‌اهمیت، روش RFECV با یک مدل تقویت گرادیان بهینه‌شده با Optuna به کار گرفته شد و ویژگی‌های کلیدی را انتخاب کرد (Shi et al., 2024). این فرآیند دقت مدل را افزایش و خطر بیش‌برازش را کاهش داد. چندین الگوریتم یادگیری ماشین حساس به هزینه ازجمله Random Forest، Gradient Boosting، XGBoost، LightGBM، CatBoost، SVM[۲۵] و رگرسیون لجستیک برای پیش‌بینی نقص تولید استفاده شد. این مدل‌ها، توانایی تخمین احتمال را دارند که برای اجرای MetaCost ضروری است. Optuna، برای بهینه‌سازی هایپرپارامترهای مدل‌ها به کار گرفته شد. در این مطالعه، MetaCost به‌گونه‌ای تنظیم شد که جریمه‌ای ۵ برابر برای خطای منفی کاذب در کلاس نقص زیاد در نظر گرفته شود؛ زیرا این خطاها آثار مهمی بر کیفیت و هزینهٔ تولید دارند (Hassan, 2017.,Barzizza et al., 2024). عملکرد مدل‌ها براساس صحت، دقت، بازخوانی و امتیاز F1 ارزیابی و تمام تحلیل‌ها با زبان برنامه‌نویسی پایتون انجام شد. شکل ۱، فلوچارت مراحل اجرای تحقیق را نشان می‌دهد.


**شکل ۱- فلوچارت مراحل اجرای تحقیق**

**Fig. 1- Flowchart of research implementation steps**

## منبع داده و ویژگی‌های داده

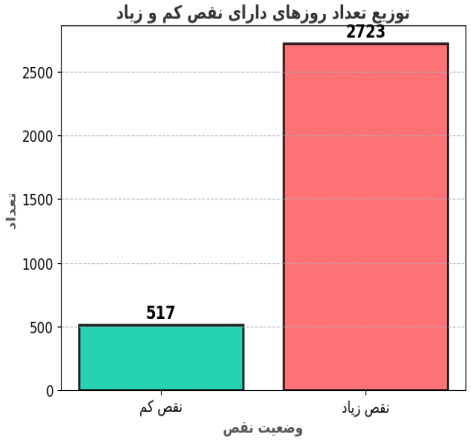
مجموعه دادهٔ این مطالعه از Kaggle بازیابی شده است و شامل ۱۶ ویژگی مستقل و یک متغیر هدف[۲۶] است که روزهای با نقص زیاد (۱) و روزهای با نقص کم (۰) را در فرآیند تولید نشان می‌دهد. این مجموعه داده، ۳۲۴۰ روز تولیدی را پوشش می‌دهد (Rabie El Kharoua, 2024).

**جدول ۲- متغیرها و ویژگی‌های تأثیرگذار بر کیفیت تولید و نقص‌ها**

**Table 2- Variables and characteristics affecting production quality and defects**

| متغیر | توضیحات | نوع داده | بازه مقادیر |
|---|---|---|---|
| ProductionVolume | تعداد واحدهای تولیدشده در روز | Integer | ۱۰۰ تا ۱۰۰۰ واحد/روز |
| ProductionCost | هزینهٔ تولید در روز | Float | ۵۰۰۰ دلار تا ۲۰۰۰۰ دلار |
| SupplierQuality | رتبهٔ کیفیت تأمین‌کنندگان | Float (%) | ۸۰درصد تا ۱۰۰درصد |
| DeliveryDelay | میانگین تأخیر در تحویل | Integer(روز) | ۰ تا ۵ روز |
| DefectRate | نرخ نقص در هر هزار واحد تولیدی | Float | ۰/۵ تا ۵/۰ نقص |
| QualityScore | ارزیابی کلی کیفیت | Float (%) | ۶۰درصد تا ۱۰۰درصد |
| MaintenanceHours | ساعات تعمیر و نگهداری در هفته | Integer | ۰ تا ۲۴ ساعت |
| DowntimePercentage | درصد زمان توقف تولید | Float (%) | ۰درصد تا ۵درصد |
| InventoryTurnover | نسبت گردش موجودی | Float | ۲ تا ۱۰ |
| StockoutRate | نرخ اتمام موجودی انبار | Float (%) | ۰درصد تا ۱۰درصد |
| WorkerProductivity | سطح بهره‌وری نیروی کار | Float (%) | ۸۰درصد تا ۱۰۰درصد |
| SafetyIncidents | تعداد حوادث ایمنی در ماه | Integer | ۰ تا ۱۰ حادثه |
| EnergyConsumption | انرژی مصرف‌شده (کیلووات ساعت) | Float | ۱۰۰۰ تا ۵۰۰۰ کیلووات ساعت |
| EnergyEfficiency | ضریب بهره‌وری انرژی | Float | ۰/۱ تا ۰/۵ |
| AdditiveProcessTime | زمان تولید افزوده | Float(ساعت) | ۱ تا ۱۰ ساعت |
| AdditiveMaterialCost | هزینهٔ مواد افزودنی در هر واحد | Float ($) | ۱۰۰دلار تا ۵۰۰دلار |
| DefectStatus | وضعیت پیش‌بینی نقص (۰: نقص کم، ۱: نقص زیاد) | Binary | ۰ یا ۱ |

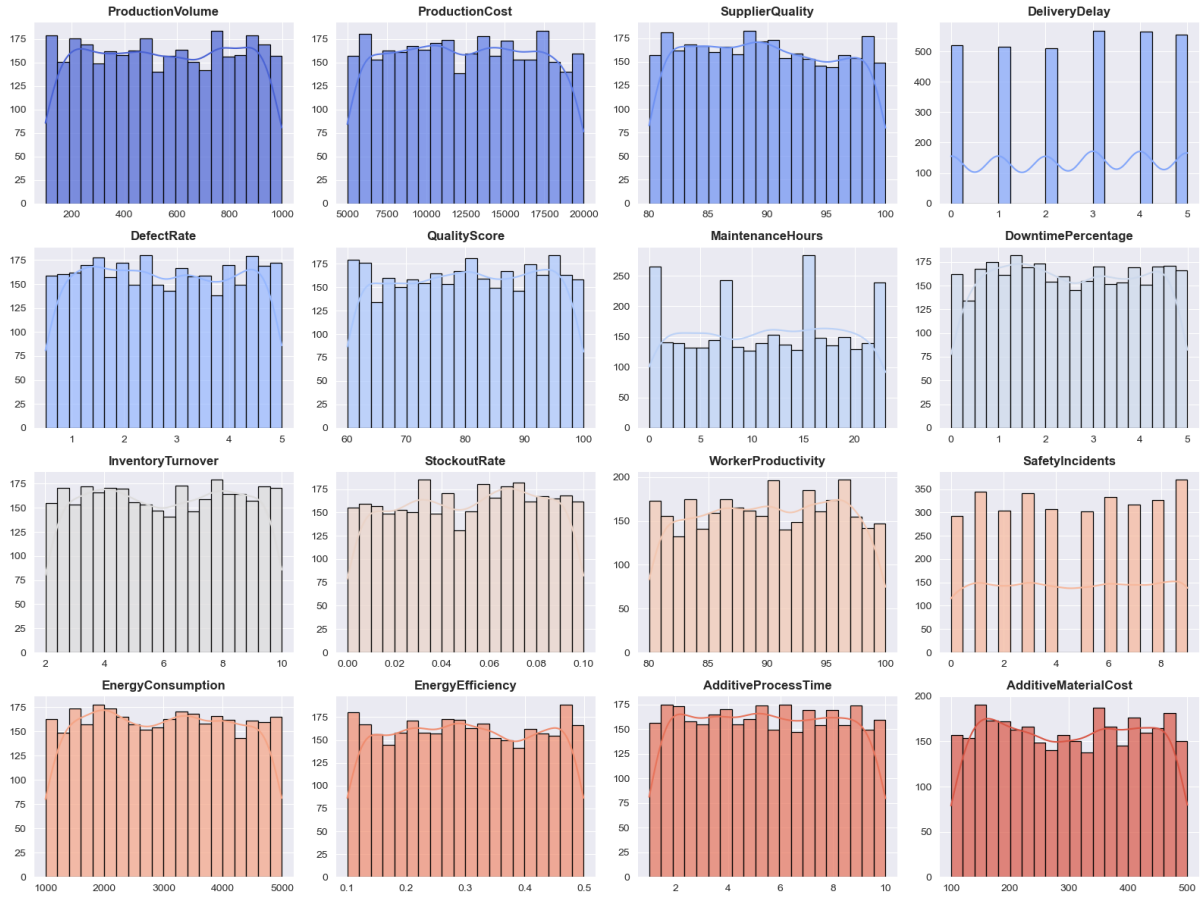
مجموعه دادهٔ این مطالعه بر روزهای با نقص زیاد تمرکز دارد؛ زیرا این روزها کمتر رخ می‌دهند؛ اما شناسایی آنها در فرآیند تولید بسیار مهم است. برای بهبود تعادل داده‌ها، روزهای کم‌نقص نیز به مجموعه اضافه شدند؛ اما همچنان مجموعه داده نامتوازن باقی ماند. این نبود توازن به پیش‌بینی بیش از حد کلاس اکثریت (روزهای با نقص زیاد) توسط مدل‌های یادگیری ماشین منجر می‌شود. براساس شکل ۲، کلاس ۱ (روزهای با نقص زیاد) ۸۴٫۰۴٪ از داده‌ها را تشکیل می‌دهد؛ در حالی که کلاس ۰ (روزهای کم‌نقص) تنها ۱۵٫۹۶٪ را شامل می‌شود که نشان‌دهندهٔ توزیع نامتوازن نمونه‌ها در مجموعه داده است.




**شکل ۲- توزیع تعداد روزها در متغیر هدف**

**Fig. 2- Distribution of the number of days in the target variable**

در شکل ۳، توزیع ۱۶ ویژگی اصلی مجموعه داده ازطریق هیستوگرام‌ها و خطوط چگالی نمایش داده شده است که به تحلیل الگوهای داده کمک می‌کند. برخی متغیرها مانند حجم تولید، هزینهٔ تولید و کیفیت تأمین‌کننده، دارای توزیع یکنواخت‌اند؛ در حالی که متغیرهایی مانند نرخ نقص و امتیاز کیفیت در محدودهٔ خاصی متمرکز شده‌اند. همچنین متغیرهایی مانند تأخیر در تحویل و تعداد حوادث ایمنی گسسته بوده است؛ اما بهره‌وری انرژی و هزینهٔ مواد افزودنی مقادیر پیوسته‌ای دارند که در بازهٔ وسیعی تغییر می‌کند.



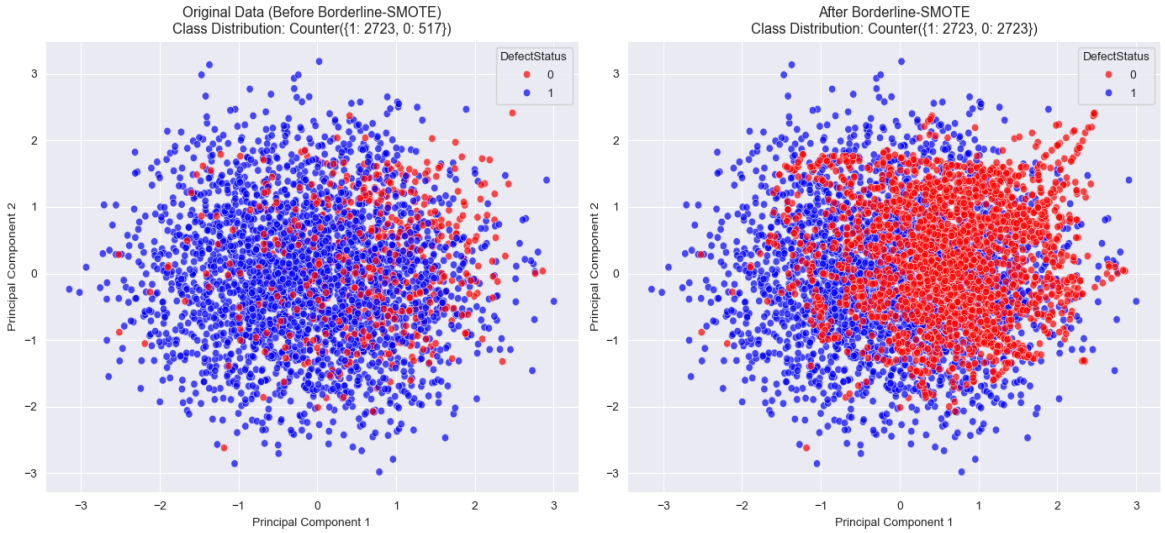

**شکل۳- توزیع داده‌ها بر هیستوگرام‌ها و نمودارهای چگالی**

**Fig. 3- Data distribution on histograms and density plots**

## پیش‌پردازش داده‌ها و تحلیل همبستگی

مجموعه دادهٔ این مطالعه کیفیت بالایی داشت و فاقد داده‌های گمشده یا نویزی بود؛ اما چالش اصلی، نامتعادل‌بودن کلاس‌ها بود. برای رفع این مشکل، از Borderline-SMOTE استفاده شد که برخلاف SMOTE معمولی، داده‌های اقلیت نزدیک به مرز، تصمیم‌گیری را نمونه‌برداری می‌کند (Ahsan et al., 2023 ; Matharaarachchi et al., 2024). این روش باعث شد مدل با تعادل بهتری میان کلاس‌ها یاد بگیرد و پیش‌بینی روزهای کم‌نقص را بهبود ببخشد. در شکل ۴، توزیع داده‌ها قبل و بعد از اعمال این روش، نشان داده شده است. در نمودار سمت چپ، کلاس کم‌نقص (قرمز) به‌مراتب کمتر از کلاس نقص زیاد (آبی) است؛ اما پس از اعمال

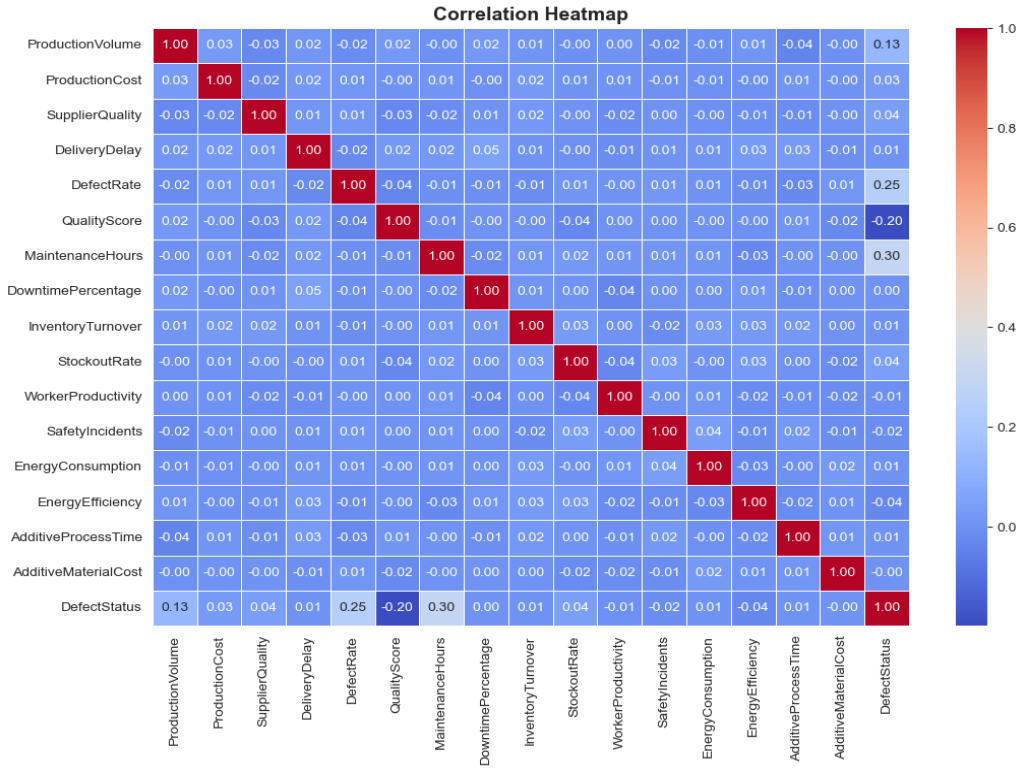
Borderline-SMOTE (نمودار سمت راست)، تعادل برقرار شده است. برای نمایش بهتر، PCA[۲۷] برای کاهش ابعاد و تجسم داده‌ها در دو بعد استفاده شد.




**شکل۴- وضعیت داده‌ها قبل و بعد از متوازن‌سازی**

**Fig. 4- Data status before and after balancing**

این مطالعه، از تحلیل همبستگی برای بررسی روابط خطی بین متغیرها در مجموعه داده استفاده کرد (Mehregan & Khani, 2024). هدف این تجزیه و تحلیل، تعیین این است که کدام متغیرها تأثیر معنی‌داری بر متغیر هدف دارند و کدام متغیرها ضعیف و زائدند.



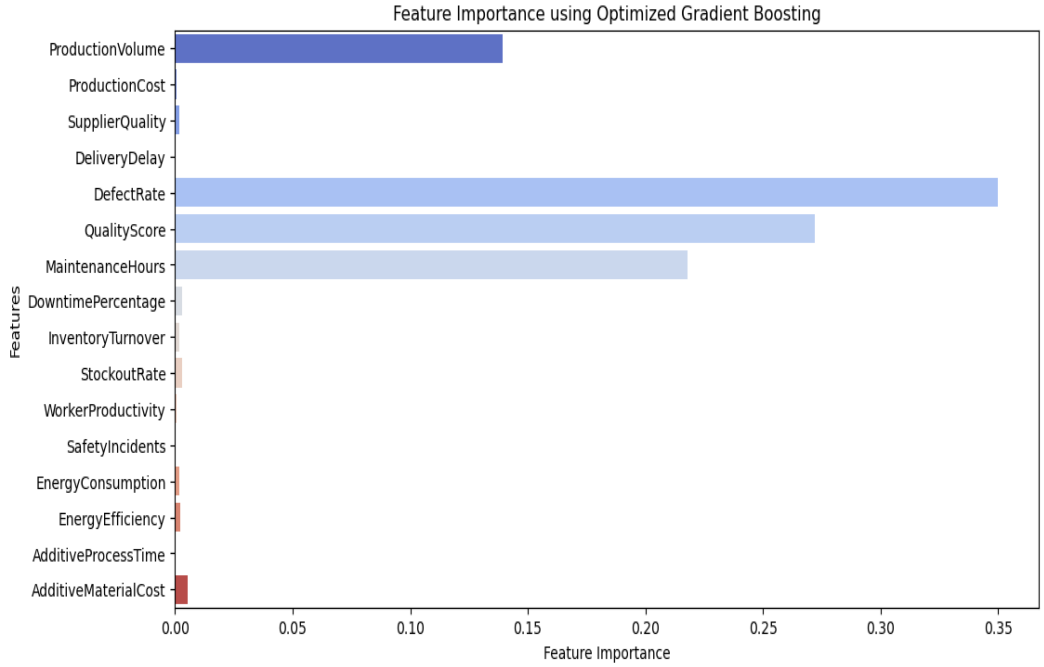

**شکل ۵- نقشهٔ حرارتی همبستگی**

**Fig. 5- Correlation heat map**

همبستگی بین ویژگی‌های مجموعه داده در شکل ۵ نشان داده شده است. تمرکز بر این روابط، نشان می‌دهد که هیچ رابطهٔ آماری یا معنی‌داری بین ویژگی‌های مستقل وجود ندارد؛ یعنی هیچ دو ویژگی، اطلاعات مشابه یا تکراری ارائه نمی‌دهند. به عبارت دیگر، این نتیجه به این معنی است که همهٔ ویژگی‌ها در مدل‌سازی به کار می‌رود و لازم نیست هیچ ویژگی حذف شود؛ زیرا همبستگی بالایی دارند (Jafarnejad et al., 2024). برای این مطالعه، ما از StandardScaler برای مقیاس‌بندی داده‌ها استفاده کردیم. هر متغیر در بازهٔ [۰، ۱] با میانگین صفر و انحراف استاندارد واحد نرمال شد. داده‌ها نیز به دو قسمت تقسیم شدند که ۸۰درصد برای آموزش مدل‌ها و ۲۰درصد برای ارزیابی عملکرد این مدل‌ها بود.

## تحلیل اهمیت و انتخاب ویژگی‌ها

تحلیل اهمیت ویژگی‌ها برای تعیین تأثیر متغیرها بر پیش‌بینی نقص در تولید، انجام شد. در این مطالعه، الگوریتم تقویت گرادیان بهینه‌شده با Optuna برای ارزیابی میزان تأثیر ویژگی‌ها، بر عملکرد مدل به کار رفت (Lu et al., 2024). نتایج نشان داد DefectRate، QualityScore و MaintenanceHours از مهم‌ترین عوامل تأثیرگذار بر نقص‌های تولیدند و بیانگر ارتباط مستقیم عیوب با کیفیت تولید و فرآیند نگهداری‌اند. همچنین، ProductionVolume نیز نقش کلیدی دارد و نشان می‌دهد که تغییرات در مقیاس تولید، احتمال نقص را تحت تأثیر قرار می‌دهد. شکل ۶ اهمیت ویژگی‌ها را با الگوریتم تقویت گرادیان بهینه‌شده با Optuna نشان می‌دهد.




**شکل۶- اهمیت ویژگی‌ها**

**Fig. 6- Importance of features**

در این مطالعه، فرایند انتخاب ویژگی با استفاده از حذف ویژگی بازگشتی، با روش اعتبارسنجی متقاطع (RFECV)، همراه با مدل پایه تقویت گرادیان بهینه‌شده ازطریق Optuna اجرا شد. ابتدا با استفاده از الگوریتم Optuna، هایپرپارامترهای مدل پایه برای دستیابی به بهترین عملکرد مدل، تنظیم شدند؛ سپس این مدل پایه با تنظیمات بهینه‌شده درون فرایند RFECV قرار گرفت تا ویژگی‌هایی به‌صورت بازگشتی انتخاب شوند که بیشترین

تأثیر را بر معیار انتخاب (صحت) دارند. این روش با دقت آن دسته از ویژگی‌هایی را انتخاب می‌کند و از بین می‌برد که کمترین عملکرد را در عملکرد مدل دارند و درنهایت فهرستی از ویژگی‌های اصلی را نگه می‌دارد که تأثیر زیادی در دقت مدل دارند (Adler & Painsky, 2022). اجرای این روش چندین مرحله دارد. اهمیت هر ویژگی براساس روشی اندازه‌گیری می‌شود که مدل اولیه از کل مجموعه داده می‌آموزد. درنهایت در هر مرحله، کم‌اهمیت‌ترین ویژگی را حذف می‌کنیم و به‌صورت بازگشتی ادامه می‌دهیم تا زمانی که حذف بیشتر ویژگی‌ها به عملکرد مدل آسیب برساند. مجموعه‌ای از ویژگی‌های بهینه انتخاب می‌شود که عملکرد را دارد. پس از اجرای این فرآیند، هفت ویژگی کلیدی برای پیش‌بینی نقص‌های تولیدی انتخاب شدند که عبارت‌اند از: حجم تولید[۲۸]، نرخ نقص[۲۹]، امتیاز کیفیت[۳۰]، ساعات تعمیر و نگهداری[۳۱]، درصد زمان توقف تولید[۳۲]، نرخ کمبود موجودی[۳۳] و هزینهٔ مواد افزودنی[۳۴]. انتخاب این ویژگی‌ها با کاهش پیچیدگی مدل و جلوگیری از بیش‌برازش، دقت پیش‌بینی را افزایش داده است. نتایج نشان می‌دهد که تمرکز بر مدیریت کیفیت، تعمیر و نگهداری و کنترل حجم تولید، نقص‌ها را کاهش می‌دهد و بهره‌وری تولید را بهبود می‌بخشد.

## مدل‌سازی

در این مطالعه از روش MetaCost، یک رویکرد یادگیری حساس به هزینه، برای بهینه‌سازی فرآیند پیش‌بینی نقص تولید استفاده می‌شود. یک تکنیک پس‌پردازش، MetaCost، یک مدل یادگیری ماشین معمولی را به یک مدل حساس به هزینه تبدیل می‌کند (Farmasso et al., 2020). ما سعی می‌کنیم پیش‌بینی‌ها را به‌گونه‌ای تطبیق دهیم که هزینهٔ کل در سیستم به حداقل برسد؛ این کار با در نظرگرفتن یک ماتریس هزینه انجام می‌شود. در مشکل ما، کاهش منفی کاذب (FN) بسیار مهم است؛ زیرا شناسایی نادرست عیوب تولید، برای فرآیند تولید و عرضهٔ یک محصول هزینه بر است؛ درنتیجه، هزینهٔ پیش‌بینی نادرست در کلاس «عیب زیاد» به‌طور درخور توجهی، بالاتر از هزینهٔ دیگر پیش‌بینی‌های نادرست است. هدف روش MetaCost این است که برچسب‌های پیش‌بینی‌شدهٔ مدل یادگیری ماشین را با پارامتری که هزینهٔ کل خطاهای آن به حداقل رسیده است و با استفاده از یک ماتریس هزینهٔ ثابت، اصلاح کند. MetaCost یک ماتریس هزینه را تعریف می‌کند:

$$C_{ij} = \begin{bmatrix} C_{00} & C_{01} \\ C_{10} & C_{11} \end{bmatrix} \quad (۱)$$

که

$C_{ij}$ نشان‌دهندهٔ هزینهٔ پیش‌بینی کلاس j؛ در حالی که مقدار واقعی کلاس i است.

$C_{01}$ هزینهٔ پیش‌بینی نادرست کلاس ۱ (False Negative - FN)

$C_{10}$ هزینهٔ پیش‌بینی نادرست کلاس ۰ (False Positive - FP)

$C_{00}$ و $C_{11}$ معمولاً صفر در نظر گرفته می‌شوند (زیرا پیش‌بینی درست هزینه‌ای ندارد).

هر مدل یادگیری ماشینی که قابلیت خروجی احتمال کلاس‌ها را داشته باشد، احتمال قرارگیری هر نمونه را در کلاس j محاسبه می‌کند:

$$P(Y = j|X) = \hat{P}_j \quad (۲)$$

که در آن:

$P(Y=j|X)$ احتمال تعلق نمونهٔ X به کلاس j است. و $\hat{P}_j$ خروجی مدل برای کلاس j.

پس از آن، هزینهٔ موردانتظار برای هر کلاس محاسبه می‌شود:

$$E(c_0|x) = \hat{P}_0 c_{00} + \hat{P}_1 c_{10} \quad (۳)$$

$$E(c_1|x) = \hat{P}_0 c_{01} + \hat{P}_1 c_{11} \quad (۴)$$

که در آن:

$E(c_0|x)$ هزینهٔ مورد انتظار برای پیش‌بینی کلاس ۰. و $E(c_1|x)$ هزینهٔ مورد انتظار برای پیش‌بینی کلاس ۱.

برچسب نهایی به‌صورت زیر تعیین می‌شود:

$$\hat{Y} = arg\,min_{j\epsilon\{0,1\}} E(c_j|x) \quad (۵)$$

یعنی کلاسی انتخاب می‌شود که هزینهٔ موردانتظار کمتری داشته باشد.

این مطالعه، مجموعه‌ای از مدل‌های یادگیری ماشین را انتخاب کرد که احتمالات پیش‌بینی را برای اجرای MetaCost ایجاد می‌کنند. اتخاذ این رویکرد ضروری است؛ زیرا MetaCost از ماتریس هزینه برای تعیین بهترین کلاس برای هر نمونه استفاده می‌کند و براساس احتمال تعلق نمونه به هرکلاس، تصمیم می‌گیرد. در این مطالعه، MetaCost هزینهٔ منفی کاذب را ۵ برابر بیشتر در نظر گرفت؛ زیرا از دست دادن روزهای با نقص زیاد، هزینه‌برتر از روزهای کم‌نقص است. علاوه بر این منطق مفهومی، نسبت ۵ به ۱ در جریان آزمایش‌های اولیهٔ پژوهش نیز ازلحاظ تجربی بررسی و مشخص شد که در مقایسه با نسبت‌های دیگر، این مقدار بالاترین میزان Recall را برای کلاس روزهای پرنقص ارائه می‌دهد و به افت محسوس در دیگر معیارهای ارزیابی منجر نمی‌شود؛ از این رو این مقدار، به‌عنوان ساختار نهایی ماتریس هزینه انتخاب و در الگوریتم MetaCost پیاده‌سازی شد. برای تنظیم بهینهٔ هایپرپارامترها، از Optuna به‌عنوان روش جست‌وجوی هوشمند استفاده و باعث کاهش تنظیمات دستی و افزایش دقت مدل‌ها شد. جدول زیر مدل‌های یادگیری ماشین و هایپرپارامترهای بهینه‌یافته ازطریق Optuna را نمایش می‌دهد.

**جدول۳- مدل‌های یادگیری ماشین، توضیحات و هایپرپارامترهای بهینه‌شده ازطریق Optuna**

**Table 3- Machine learning models, descriptions, and hyperparameters optimized by Optuna**

| مدل یادگیری ماشین | توضیحات | هایپرپارامترهای بهینه‌شده ازطریق Optuna |
|---|---|---|
| جنگل تصادفی[۳۵] | مدلی مبتنی بر مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم که با ترکیب نتایج آنها، دقت و پایداری بالایی را در پیش‌بینی ارائه می‌دهد. | n_estimators=100, max_depth=19, min_samples_split=2, min_samples_leaf=1 |
| گرادیان بوستینگ[۳۶] | الگوریتمی مبتنی بر درخت‌های تصمیم که با استفاده از یادگیری مرحله‌ای، دقت مدل را بهبود می‌بخشد. | n_estimators=100, learning_rate=0/2447, max_depth=8 |
| XGBoost | نسخهٔ پیشرفته گرادیان بوستینگ با بهینه‌سازی مصرف حافظه و سرعت پردازش بالا. | n_estimators=300, learning_rate=0/2834, max_depth=10 |
| LightGBM | مدل بوستینگ سبک و سریع که برای پردازش مجموعه داده‌های حجیم، بهینه شده است. | n_estimators=300, learning_rate=0/2849, max_depth=8 |
| CatBoost | مدل بوستینگ کارآمد که مخصوص داده‌های نامتوازن و متغیرهای رسته‌ای[۳۷] بهینه شده است. | iterations=300, learning_rate=0/1321, depth=10 |
| ماشین بردار پشتیبان[۳۸] | مدلی مبتنی بر یافتن مرزهای جداساز بهینه، برای طبقه‌بندی داده‌های پیچیده و غیرخطی. | C=9/656, kernel=rbf |
| رگرسیون لجستیک[۳۹] | مدلی خطی که احتمال تعلق نمونه به یک کلاس را تخمین می‌زند و به‌عنوان یک مدل پایه استفاده می‌شود. | C=4/767, solver=liblinear |

عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین با استفاده از چهار معیار کلیدی، ارزیابی می‌شود. این ارزیابی، مفهوم مثبت واقعی (TP) را در نظر می‌گیرد و تعداد نمونه‌هایی است که مدل به‌درستی آن را معیوب شناسایی می‌کند و منفی واقعی (TN)، تعداد نمونه‌هایی است که به‌درستی، غیر معیوب طبقه‌بندی می‌شوند؛ در حالی که مثبت کاذب (FP) به تعداد نمونه‌هایی اشاره دارد که به‌اشتباه با مدل پیش‌بینی شده‌اند و معیوب‌اند؛ در حالی که این‌طور نیستند. هنگامی که یک نقص وجود دارد، اما مدل آن را به‌اشتباه غیرمعیوب تشخیص می‌دهد – این علامت منفی کاذب (FN) است. معیارهای صحت، دقت، بازخوانی و امتیاز F1 براساس این معیارها، برای ارزیابی عملکرد کلی مدل محاسبه می‌شوند.

**جدول ۴- شاخص‌های ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین**

**Table 4- Evaluation indicators for machine learning models**

| شاخص | تعریف | فرمول |
|---|---|---|
| صحت[۴۰] | نسبت پیش‌بینی‌های صحیح به کل نمونه‌ها. | $\frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN}$ |
| دقت[۴۱] | نسبت پیش‌بینی‌های درست برای یک کلاس به کل نمونه‌هایی که در آن کلاس پیش‌بینی شده‌اند. | $\frac{TP}{TP+FP}$ |
| بازخوانی یا یادآوری[۴۲] | نسبت پیش‌بینی‌های درست برای یک کلاس به کل نمونه‌های واقعی آن کلاس. | $\frac{TP}{TP+FN}$ |
| امتیاز F1 | میانگین هارمونیک بین Precision و Recall برای ایجاد تعادل بین آنها. | $\frac{2\times Precision\times Recall}{Precision+Recall}$ |

این مدل با استفاده از روش اعتبارسنجی متقاطع، با استفاده از 5 بخش برای اعتبارسنجی تعمیم‌پذیری مدل و پایداری مدل ازنظر داده‌های آزمایشی مختلف اعتبار سنجی می‌شود(Wong & Yeh, 2020) .

## یافته‌ها

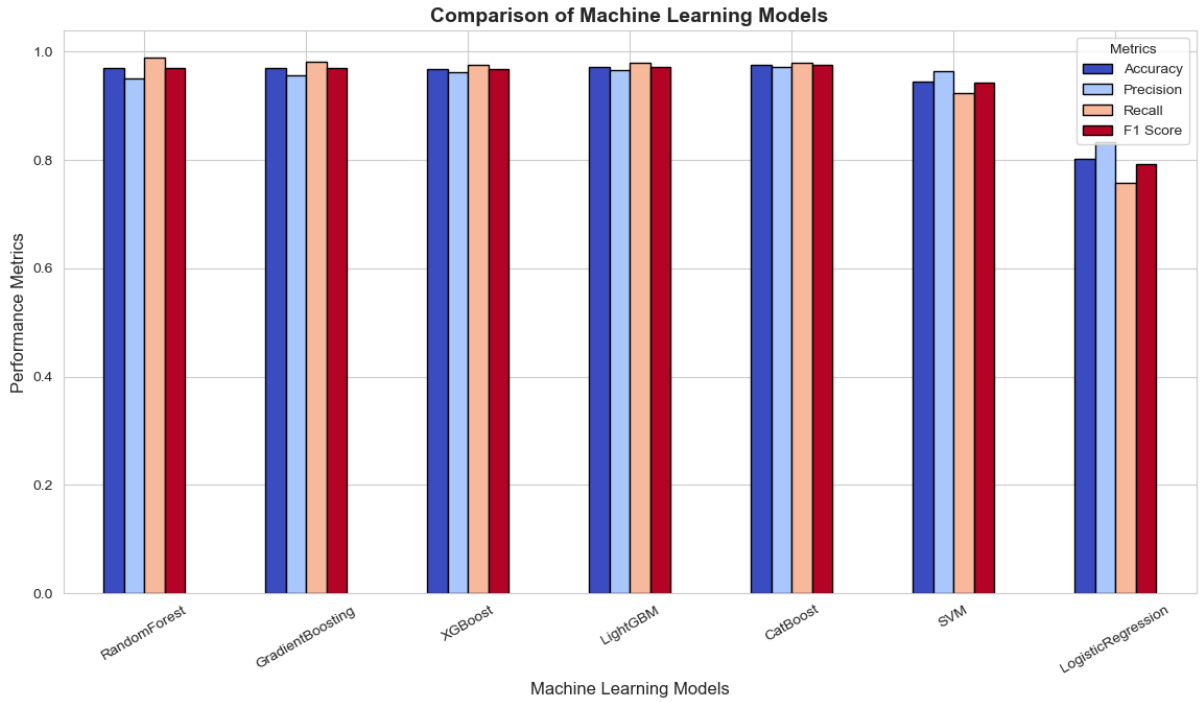
در این بخش، نتایج مدل‌های یادگیری ماشین را بررسی می‌کنیم. این مطالعه با استفاده از پردازندهٔ Intel Core i7-13700H، ۱۶ گیگابایت رم و پایتون ۱۲,۳ اجرا شد. زبان برنامه‌نویسی پایتون، در زیر نتایج عملکرد مدل‌ها آورده شده است.

**جدول ۵- مقایسهٔ نتایج مدل‌های یادگیری ماشین**

**Table 5- Comparison of machine learning model results**

| مدل | صحت | دقت | بازخوانی | امتیاز F1 |
|---|---|---|---|---|
| Random Forest | ۰/۹۶۹۰۰۷ | ۰/۹۵۰۳۹۸ | ۰/۹۸۹۹۰۰ | ۰/۹۶۹۶۹۷ |
| Gradient Boosting | ۰/۹۶۹۰۰۸ | ۰/۹۵۷۵۶۵ | ۰/۹۸۱۶۳۱ | ۰/۹۶۹۴۱۴ |
| XGBoost | ۰/۹۶۸۰۸۸ | ۰/۹۶۲۰۸۱ | ۰/۹۷۴۷۴۲ | ۰/۹۶۸۳۲۲ |
| LightGBM | ۰/۹۷۱۹۹۱ | ۰/۹۶۴۸۱۰ | ۰/۹۷۹۷۹۲ | ۰/۹۷۲۲۰۵ |
| CatBoost | ۰/۹۷۴۹۷۸ | ۰/۹۷۰۹۱۹ | ۰/۹۷۹۳۴۰ | ۰/۹۷۵۰۹۴ |
| SVM | ۰/۹۴۴۴۴۴ | ۰/۹۶۴۴۹۱ | ۰/۹۲۲۸۵۵ | ۰/۹۴۳۱۹۹ |
| Logistic Regression | ۰/۸۰۲۳۴۰ | ۰/۸۳۲۶۳۱ | ۰/۷۵۷۰۹۹ | ۰/۷۹۲۸۹۰ |

در این مطالعه، مدل جنگل تصادفی به‌دلیل داشتن بالاترین مقدار بازخوانی (۹۸,۹۹٪)، بهترین مدل انتخاب شد. بازخوانی بالا نشان می‌دهد که این مدل قادر است تقریباً تمامی روزهای با نقص زیاد را شناسایی کند که در محیط‌های تولیدی، حیاتی است. اگر یک روز پرنقص به‌اشتباه بدون نقص تشخیص داده شود (منفی کاذب بالا)، اقدامات اصلاحی انجام نمی‌شود و این زیان مالی و کاهش کیفیت تولید را به‌همراه دارد. با توجه به اینکه هر ردیف از مجموعه‌داده نمایانگر یک روز تولیدی است، یک پیش‌بینی نادرست به معنای شناسایی‌نکردن عیوب در یک روز کامل تولید خواهد بود. اگرچه دقت نیز مهم است، در این مطالعه بازخوانی اولویت بالاتری دارد؛ زیرا هزینهٔ مثبت کاذب (خطای برچسب‌گذاری نادرست روزهای کم‌نقص) به مراتب کمتر از هزینهٔ منفی کاذب (شناسایی‌نکردن روزهای پرنقص) است؛ بنابراین، مدلی که بازخوانی بالاتر دارد، بر مدل‌هایی با دقت بالاتر، ترجیح داده شده است. Random Forest به غیر از داشتن بالاترین مقدار بازخوانی، در دیگر شاخص‌ها نیز در مقایسه با باقی مدل‌ها تعادل خوبی دارد. درنهایت دقت مدل ۹۵/۰۳درصد، امتیاز F1 ۹۶/۹۶درصد و صحت کلی ۹۶/۹۰درصد است که نشان می‌دهد این مدل به‌طور کلی، روزهایی را با ایرادهای زیاد پیش‌بینی می‌کند. مدل‌های دیگری مانند CatBoost و LightGBM نیز عملکرد خوبی داشتند؛ اما در مقایسه با جنگل تصادفی، بازخوانی کمتری داشتند. با این حال، مدل‌هایی مانند SVM و رگرسیون لجستیک عملکرد ضعیفی داشتند؛ زیرا نمی‌توانستند تمام روزهای دارای نقص زیاد را شناسایی کنند و بازخوانی آنها به‌اندازهٔ کافی بالا نبود که مؤثر باشد.




**شکل ۷- مقایسهٔ نتایج مدل‌ها**

**Fig. 7- Comparison of model results**

در شکل ۷، عملکرد ۴ مدل مختلف یادگیری ماشین با استفاده از ۴ معیار ارزیابی (صحت، دقت، بازخوانی و امتیاز F1) مقایسه شده است؛ از این رو، می‌بینیم که مدل جنگل تصادفی، بالاترین مقدار بازخوانی را دارد، به این معنی که روزهای با نقص‌های بالا را به‌خوبی پیش‌بینی می‌کند. درواقع، این معیار برای مشکل بررسی‌شده ضروری است؛ زیرا این مستلزم شناسایی روزهایی است که عیوب بالایی دارند؛ زیرا این موارد تأثیرات درخور توجهی هم

ازنظر شدت و ازنظر کنترل کیفیت و هم بر کاهش هزینه‌های تولید دارند. برعکس، مدل‌های CatBoost، LightGBM و XGBoost تقریباً به‌خوبی Random Forest بودند؛ اما ارزش بازخوانی آنها کمی کمتر از این مدل بود. با این حال، مدل CatBoost دقیق‌تر از Random Forest است؛ اما بازخوانی کمتری دارد، به این معنی که برخی از روزهای با نقص‌های بالاتر را نادیده می‌گیرد. علاوه بر این، مدل تقویت گرادیان عملکرد متعادلی در تمام معیارها دارد؛ اما بازخوانی آن کمتر از مدل Random Forest است. به‌طور مشابه، مدل ماشین بردار پشتیبان[۴۳] عملکرد معقولی در مقایسه با مدل‌های دیگر دارد؛ اما بازخوانی کمتری نسبت‌به مدل‌های مبتنی بر درخت دارد. نتایج نشان می‌دهد در حالی که SVM به‌طور کامل در شناسایی تمام موارد عیوب بالا شکست نمی‌خورد، عیوب بالا را نمی‌توان با موفقیت در یک محیط تولید صنعتی تشخیص داد؛ بنابراین باعث عدم شناسایی برخی از روزهای بحرانی می‌شود. برخلاف مدل‌های قبلی، مدل رگرسیون لجستیک، ضعیف‌ترین عملکرد را در مدل‌های مطالعه‌شدهٔ ما دارد؛ زیرا مقادیر صحت و بازخوانی آن بسیار کمتر از مدل‌های دیگر بود. این نشان می‌دهد که مدل‌های ساده مانند رگرسیون لجستیک، با مشکلات پیچیده‌ای مانند پیش‌بینی عیوب در ساخت مقابله نمی‌کنند. درنهایت مدل جنگل تصادفی، بهترین مدل برای این مطالعه انتخاب شد؛ زیرا دارای بهترین بازخوانی و تعادل در دیگر معیارهاست. علاوه بر این، این مدل توانسته است دقت، بازخوانی و امتیاز F1 را متعادل کند، روزهای دارای نقص بالا را به‌طور دقیق شناسایی کند و در فرآیند تولید صنعتی مؤثرتر باشد.

**بحث**

این مطالعه پیش‌بینی نقص‌های تولید را ازطریق الگوریتم‌های یادگیری ماشین حساس به هزینه، با تمرکز بر الگوریتم MetaCost بررسی می‌کند. هدف اصلی این پژوهش، پیش‌بینی دقیق‌تر عیوب در فرآیندهای صنعتی، با در نظر گرفتن هزینه‌های مختلف خطاهای طبقه‌بندی (مانند منفی کاذب) بود. استفاده از MetaCost هزینهٔ پیش‌بینی نادرست را کاهش داده و با شناسایی روزهای پرنقص، بازده درخور توجهی در کاهش هزینه و بهبود کیفیت تولید فراهم کرده است. در این مطالعه، از الگوریتم‌های Random Forest، Gradient Boosting، XGBoost، LightGBM، CatBoost، SVM و رگرسیون لجستیک برای پیش‌بینی نقص تولید استفاده شد. چهار معیار صحت[۴۴]، دقت پیش‌بینی[۴۵]، بازخوانی[۴۶] و امتیاز F1 برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها به کار گرفته شد. درنهایت، نتایج نشان داد که مدل جنگل تصادفی، بهترین عملکرد را ازنظر بازخوانی ارائه می‌دهد و قادر است روزهای معیوب را به‌طور مؤثر، شناسایی کند. این موضوع برای فرآیند تولید بسیار مهم است؛ زیرا از ضررهای مالی و کاهش کیفیت محصول جلوگیری می‌کند.

مقایسهٔ نتایج با مطالعات قبلی نشان می‌دهد که جنگل تصادفی، مشابه برخی تحقیقات مانند چن (۲۰۲۱) و مائلکویست و همکاران (۲۰۲۳)، تعادلی را میان دقت و بازخوانی ایجاد می‌کند. همچنین، مطالعات پیشین استفاده از تکنیک‌های حساس به هزینه، مانند MetaCost را در مدل‌هایی مانند XGBoost و LightGBM گزارش کرده‌اند که به بهبود عملکرد این مدل‌ها در مواجهه با داده‌های نامتعادل منجر شده است. در این مطالعه نیز، هر دو مدل CatBoost و LightGBM عملکرد مطلوبی داشتند؛ اما جنگل تصادفی ازنظر کاهش منفی کاذب، عملکرد بهتری ارائه داد. این ویژگی برای مدیریت کیفیت و جلوگیری از خطاهای پرهزینه در فرآیند تولید، حیاتی است. علاوه بر

این، SVM و رگرسیون لجستیک در مقایسه با دیگر مدل‌ها ضعیف‌تر عمل کردند. نتایج نشان داد که این مدل‌ها، نقص‌های پیچیدهٔ تولید را پیش‌بینی نمی‌کنند. این یافته‌ها در تضاد با برخی مطالعات قبلی است که گزارش کرده‌اند SVM در برخی شرایط عملکرد بهتری دارد. با این حال، در این تحقیق مشخص شد که SVM برخی از روزهای بحرانی را به‌طور مؤثر متمایز نکرده و در شناسایی آنها ناکام مانده است.

## نتیجه‌گیری

در این پژوهش مشخص شد که الگوریتم جنگل تصادفی ازنظر دقت و یادآوری، بهترین الگوریتم برای پیش‌بینی عیوب ساخت در مقایسه با الگوریتم‌های دیگر است. با این الگوریتم، روزهای غنی به‌طور مؤثر پیش‌بینی و از مشکلات کیفی و زیان‌های مالی جلوگیری می‌شود. مطالعهٔ حاضر همچنین نشان می‌دهد که MetaCost تأثیر زیادی بر به حداقل رساندن هزینه‌های خطا در فرآیند تولید دارد؛ به‌خصوص زمانی که این مدل‌ها در بهینه‌سازی استفاده می‌شوند. تحقیقات آینده نیز، کاربرد MetaCost را در دیگر حوزه‌های صنایع مختلف ازجمله خودرو، الکترونیک، و داروسازی و غیره مطالعه می‌کنند. شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN[۴۷]) یا شبکه‌های عصبی تکراری (RNN[۴۸])، دقت پیش‌بینی را برای داده‌های پیچیده‌تر افزایش می‌دهند.

علاوه بر این، پیش‌بینی نقص یا تحلیل هزینه‌های پیش‌بینی تحت شرایط پویاتر و نامطمئن‌تر، با آزمایش مدل‌ها بهبود می‌یابد. یکی دیگر از حوزه‌های پیشنهادی برای تحقیقات آینده، بهره‌گیری از داده‌های حسگر و اینترنت اشیا[۴۹] است؛ زیرا این فناوری‌ها با کاهش خطاهای پیش‌بینی و هزینه‌های تولید، به تصمیم‌گیری دقیق‌تر و کاراتر کمک می‌کنند. علاوه بر این، برخی از مدل‌های یادگیری ماشین حساس به هزینه برای پیش‌بینی عیوب، تحت داده‌های غیرثابت مانند متن، تصویر یا داده‌های صوتی به کار می‌روند. این مدل‌ها همچنین در سیستم‌های تولید واقعی آینده آزمایش می‌شوند و خروجی آنها با سیستم‌های سنتی مقایسه می‌شود. برای روشن‌کردن مزایای روش‌های نوین یادگیری ماشین در تصمیم‌گیری‌های عملیاتی، این روش‌ها با تکنیک‌های سنتی مقایسه شدند. در کل طیف، استفاده از یادگیری ماشین برای تمایز بین عیوب تولید، به‌ویژه در داده‌های پیچیده و نامتعادل چالش‌برانگیز، حوزهٔ تشویق‌کننده و گسترده‌ای برای تحقیقات است که تأثیر مثبتی بر فرآیندهای تولید مرتبط و تصمیم‌گیری دارد. با توجه به اینکه مدل جنگل تصادفی با استفاده از الگوریتم MetaCost به‌گونه‌ای آموزش داده شده است که هزینه‌های ناشی از عدم شناسایی نقص‌ها (منفی کاذب) را کاهش دهد، پیاده‌سازی آن در خطوط تولید، به کاهش دوباره‌کاری، جلوگیری از توقف‌های غیرضروری و صرفه‌جویی در هزینه‌های ناشی از تولید معیوب منجر می‌شود. همچنین با بهینه‌سازی مدل و انتخاب ویژگی‌های کلیدی، امکان پیاده‌سازی آن بر داده‌های بلادرنگ[۵۰] وجود دارد؛ به‌طوری که با دریافت ورودی‌های روزانه از حسگرها یا سامانه‌های تولید، هشدارهای پیشگیرانه ارائه دهد و تصمیمات مدیریتی به‌موقع اتخاذ شود.

## References

Adler, A. I., & Painsky, A. (2022). Feature Importance in Gradient Boosting Trees with Cross-Validation Feature Selection. *Entropy*, *24*(5), 687. https://doi.org/10.3390/e24050687

Ahsan, M. M., Raman, S., & Siddique, Z. (2023). *BSGAN: A Novel Oversampling Technique for Imbalanced Pattern Recognitions. (Cornell University)*. PsyArXiv. https://doi.org/10.48550/arxiv.2305.09777

Ataei, S., Adibnazari, S., & Ataei, S. T. (2025). *Data-driven Detection and Evaluation of Damages in Concrete Structures: Using Deep Learning and Computer Vision. (Cornell University)*. PsyArXiv. https://doi.org/10.48550/arxiv.2501.11836

Barzizza, E., Biasetton, N., Ceccato, R., & Molena, A. (2024). Machine learning-based decision-making approach for predicting defects detection: a case study. *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*, *13*(3), 3052. https://doi.org/10.11591/ijai.v13.i3.pp3052-3060

Chen, Y. (2021). Research on Cost-sensitive Classification Methods for Imbalanced Data. *International Conference on Artificial Intelligence, Big Data and Algorithms (CAIBDA)*, Xi'an, China, 224-228. https://doi.org/10.1109/caibda53561.2021.00054

Frumosu, F. D., Khan, A. R., Schiøler, H., Kulahci, M., Zaki, M., & Westermann-Rasmussen, P. (2020). Cost-sensitive learning classification strategy for predicting product failures. *Expert Systems with Applications*, *161*, 113653. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113653

Ghatasheh, N., Faris, H., AlTaharwa, I., Harb, Y., & Harb, A. (2020). Business Analytics in Telemarketing: Cost-Sensitive Analysis of Bank Campaigns Using Artificial Neural Networks. *Applied Sciences*, *10*(7), 2581. https://doi.org/10.3390/app10072581

Hassan, D. (2017). The Impact of False Negative Cost on the Performance of Cost Sensitive Learning Based on Bayes Minimum Risk: A Case Study in Detecting Fraudulent Transactions. *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, *9*(2), 18–24. https://doi.org/10.5815/ijisa.2017.02.03

Jafarnejad Chaghoshi, A. , Rezasoltani, A. and Khani, A. M. (2024). Unleashing the Power of Ensemble Learning: Predicting National Ranks in Iran's University Entrance Examination. *Industrial Management Journal, 16*(3), 457-481. DOI: 10.22059/imj.2024.381521.1008178

Kamalaruban, P., & Williamson, R. C. (2018). *Minimax Lower Bounds for Cost Sensitive Classification*. ArXiv (Cornell University). https://doi.org/10.48550/arxiv.1805.07723

Kang, Z., Catal, C., & Tekinerdogan, B. (2020). Machine learning applications in production lines: A systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering*, *149*, 106773. https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106773

Kim, Y. J., Baik, B., & Cho, S. (2016). Detecting financial misstatements with fraud intention using multi-class cost-sensitive learning. *Expert Systems with Applications*, *62*, 32–43. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.06.016

Le, T., Vo, M. T., Vo, B., Lee, M. Y., & Baik, S. W. (2019). A Hybrid Approach Using Oversampling Technique and Cost-Sensitive Learning for Bankruptcy Prediction. *Complexity*, *2019*, 1–12. https://doi.org/10.1155/2019/8460934

Liu, Y., Li, Q., Wang, K., Liu, J., He, R., Yuan, Y., & Zhang, H. (2021). Automatic Multi-Label ECG Classification with Category Imbalance and Cost-Sensitive Thresholding. *Biosensors*, *11*(11), 453. https://doi.org/10.3390/bios11110453

Mählkvist, S., Ejenstam, J., & Kyprianidis, K. (2023). Cost-Sensitive Decision Support for Industrial Batch Processes. *Sensors*, *23*(23), 9464. https://doi.org/10.3390/s23239464

Malhotra, R., & Kamal, S. (2019). An empirical study to investigate oversampling methods for improving software defect prediction using imbalanced data. *Neurocomputing*, *343*, 120–140. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.04.090

Mansouri, T., Sadeghimoghadam, M., & Ghasemian Sahebi, I. (2021). *A New Algorithm for Hidden Markov Models Learning Problem*. PsyArXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.2102.07112

Matharaarachchi, S., Domaratzki, M., & Muthukumarana, S. (2024). Enhancing SMOTE for imbalanced data with abnormal minority instances. *Machine Learning with Applications*, *18*, 100597. https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2024.100597

Mehregan, M. R. and Khani, A. M. (2024). Improving organizational performance: the role of supply chain 4.0 and financing in reducing supply chain risk. *Journal of International Business Administration, 7*(3), 39-59. DOI: 10.22034/jiba.2024.60005.2164

Menold, H. S., Wieland, V. L. S., Haney, C. M., D. Uysal, Wessels, F., G.C. Cacciamani, Michel, M. S., Seide, S., & Kowalewski, K. F. (2024). Machine learning enables automated screening for systematic reviews and meta-analysis in urology. *World Journal of Urology*, *42*(1), 396. https://doi.org/10.1007/s00345-024-05078-y

Mirzaei, S. , Ashtab, A. and Zavari Rezaei, A. (2023). Comparing the Efficiency of Statistical Models and Machine-Learning Models and Choosing the Optimal Model for Predicting Net Profit and Operating Cash Flows. *Journal of Asset Management and Financing, 11*(2), 53-74. DOI: 10.22108/amf.2023.136720.1784

Motamedi, M., Shidpour, R. & Ezoji, M. (2024). LSTM-based framework for predicting point defect percentage in semiconductor materials using simulated XRD patterns. *Sci Rep* 14, 24353. https://doi.org/10.1038/s41598-024-75783-6

Niu, L., Wan, J., Wang, H., & Zhou, K. (2020). Cost-sensitive Dictionary Learning for Software Defect Prediction. *Neural Processing Letters*, *52*(3), 2415–2449. https://doi.org/10.1007/s11063-020-10355-z

Rabie El Kharoua. (2024). *Predicting Manufacturing Defects Dataset* [Data set]. Kaggle. https://doi.org/10.34740/KAGGLE/DSV/8715500

Setty, R., Yuval Elovici, & Schwartz, D. (2024). Cost-sensitive machine learning to support startup investment decisions. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, *31*(1),1-17. https://doi.org/10.1002/isaf.1548

Shi, K., Shi, R., Fu, T., Lu, Z., & Zhang, J. (2024). A Novel Identification Approach Using RFECV–Optuna–XGBoost for Assessing Surrounding Rock Grade of Tunnel Boring Machine Based on Tunneling Parameters. *Applied Sciences*, *14*(6), 2347–2347. https://doi.org/10.3390/app14062347

Soltani, M., Khatami Firouzabadi, S. M. A., Amiri, M. and Hajian Heidary, M. (2023). Proposing an integrated approach for omnichannel demand forecasting using machine learning-time series clustering with dynamic time warping algorithm and artificial neural networks. *Research in Production and Operations Management, 14*(1), 121-140. DOI: 10.22108/pom.2023.136202.1485

van Vuuren, J. H. (2024). A MACHINE LEARNING FRAMEWORK FOR DATA-DRIVEN DEFECT DETECTION IN MULTISTAGE MANUFACTURING SYSTEMS. *South African Journal of Industrial Engineering*, *35*(2), 154-170. https://doi.org/10.7166/35-2-3008

Verbeke, W., Olaya, D., Berrevoets, J., Verboven, S., & Maldonado, S. (2020). *The foundations of cost-sensitive causal classification*. ArXiv (Cornell University). https://doi.org/10.48550/arxiv.2007.12582

Wong, T., & Yeh, P. (2020). Reliable Accuracy Estimates from k-Fold Cross Validation. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, *32*(8), 1586–1594. https://doi.org/10.1109/TKDE.2019.2912815

Zhou, Z.-H., & Liu, X.-Y. (2010). ON MULTI-CLASS COST-SENSITIVE LEARNING. *Computational Intelligence*, *26*(3), 232–257. https://doi.org/10.1111/j.1467-8640.2010.00358.x

[1] machine learning
[2] cost sensitive machine learning
[3] Zhou & Liu
[4] Liu et al.
[5] Menold et al.
[6] Setty et al.
[7] Mählkvist et al.
[8] Chen
[9] Niu et al.
[10] Ghatasheh et al.
[11] Verbeke et al.
[12] Malhotra and Kamal
[13] Le et al.

[14] Kamalaruban and Williamson
[15] Kim et al.
[16]Soltani et al.
[17]Mirzaei et al.
[18] Cost-Sensitive Learning
[19] batch
[20] Recursive Feature Elimination with Cross-Validation
[21] Recursive Feature Elimination with Cross-Validation
[22] FalseNegative
[23] Rabie El Kharoua
[24] DefectStatus
[25] Support Vector Machine
[26] DefectStatus
[27] Principal Component Analysis
[28] ProductionVolume
[29] DefectRate
[30] QualityScore
[31] MaintenanceHours
[32] DowntimePercentage
[33] StockoutRate
[34] AdditiveMaterialCost
[35] Random Forest
[36] Gradient Boosting
[37] Categorical
[38] SVM
[39] Logistic Regression
[40] Accuracy
[41] Precision
[42] Recall
[43] SVM
[44] Accuracy
[45] Precision
[46] Recall
[47] Convolutional Neural Network
[48] Recurrent Neural Network
[49] IoT
[50] real-time