ACCOUNTING, FINANCE AND COMPUTATIONAL INTELLIGENCE

Designing a Tax Fraud Detection Model Using Financial Statements

1. Tohid Seyfollahzadeh Sarai: MBA, Department of Business Administration, Finance Orientation, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran

2. Amin Najafgholizadeh*: MbA, Department of Business Administration, Technology Orientation, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran. Email: a_najafgholizadeh@atu.ac.ir (Corresponding Author)

Article history

Received: 08 June 2025

Revised: 13 December 2025

Accepted: 20 December 2025

Initial Publish: 26 June 2026

Final Publish: 22 June 2027

Abstract:

The objective of this study is to design and test a predictive model for identifying tax fraud in manufacturing companies listed on the Tehran Stock Exchange. The study used data from 100 manufacturing firms covering the years 2015–2024. Key predictors included F-Score for financial statement manipulation, Z-Score for bankruptcy risk, leverage, liquidity, profitability, asset composition, and new share issuance. A multivariate logistic regression model was developed and evaluated using collinearity diagnostics, logit linearity tests, model fit indices, Pseudo R^2 values, confusion matrix analysis, and ROC curve assessment. The findings revealed that F-Score and leverage exert strong positive effects on the probability of tax fraud, while Z-Score, liquidity, and profitability reduce this likelihood. Asset complexity and new share issuance increase fraud risk. The model demonstrated an accuracy of 86.5%, sensitivity of 72.5%, specificity of 90%, and an AUC of 0.88. Interaction analysis indicated that the joint presence of financial pressure and financial manipulation substantially amplifies fraud risk. The proposed model integrates indicators of financial pressure, financial manipulation, and opportunity into a comprehensive analytical framework, enabling accurate prediction of tax fraud risk. It offers practical value as a decision-support tool for tax risk management and audit prioritization.

Keywords: Tax fraud, F-Score, Z-Score, Logistic regression, Manufacturing firms, Financial indicators

Citation: Seyfollahzadeh Sarai, T. & Najafgholizadeh, A. (2027). Designing a Tax Fraud Detection Model Using Financial Statements. *Accounting, Finance and Computational Intelligence,* 5(2), 1-18.

Copyright: © 2027 by the authors. Published under the terms and conditions of Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

Extended Abstract

Introduction

Tax fraud prediction has become a central concern in contemporary financial oversight, particularly in emerging economies where structural vulnerabilities and weak reporting infrastructures amplify the risk of fraudulent activity. Across global jurisdictions, detecting fraudulent financial reporting through systematic modeling has gained significant attention, with machine learning and statistical approaches increasingly employed to capture abnormal financial behaviors. Research on fraudulent reporting shows that manipulation of financial statements often precedes or accompanies tax-related violations, making financial data an important tool for tax risk analytics. Prior foundational studies have documented that fraudulent reporting reflects patterns detectable through changes in earnings quality, abnormal accruals, leverage pressure, and liquidity distortions, as shown in classic research streams focusing on earnings manipulation and anomalous reporting structures (Dechow et al., 2011; Summers & Sweeney, 1998).

Recent technological advances have enhanced this analytical capacity. Machine learning–based studies demonstrate that complex, non-linear relationships within financial data can be used to discriminate fraudulent from non-fraudulent firms with substantial accuracy. Models using dynamic ensembles, XGBoost, neural networks, and hybrid classifiers have been effective in identifying complex fraud patterns that traditional regression-based models fail to capture (Al-Ali et al., 2023; Ali et al., 2022; Zhang et al., 2023). For instance, the cross-country analysis by Reeb and colleagues confirms that algorithmic detection methods can uncover concealed fraud patterns even in high-profile cases such as Wirecard AG (Reeb & et al., 2025). Similarly, Ginanjar and Wibowo show that combined vertical–horizontal financial analysis integrated with data-mining models substantially increases the detectability of concealed financial anomalies (Ginanjar & Wibowo, 2025).

The relevance of these approaches becomes more pronounced in emerging economies, where financial statement transparency may be limited, and tax evasion practices frequently coexist with earnings manipulation schemes. The Iranian context aligns with these challenges: national reports estimate tax evasion at levels significantly burdening public revenue, amplifying the need for analytical detection tools (Mehr News, 2019). Scholars in Iran have explored machine learning–based tax fraud detection, demonstrating that financial ratios, bankruptcy indicators, and earnings manipulation metrics serve as useful predictors of fraudulent tax behavior (Bagherian et al., 2022; Rahimikia et al., 2017; Rezaei et al., 2021). Recent domestic studies apply SVM, neural networks, and hybrid methods, all reinforcing the importance of integrating financial data analytics into tax enforcement mechanisms (Kamrani & Abedini, 2023; Piri & Kazemi, 2022).

The F-Score, originally developed to detect earnings manipulation, has emerged as a particularly effective index for signals of reporting fraud. Empirical evidence suggests that elevated F-Score values strongly correlate with future fraud revelation, making it a core predictor in fraud-detection frameworks (Aghghaleh et al., 2016; Price Iii et al., 2011). Likewise, the Altman Z-Score, measuring bankruptcy risk, also correlates with aggressive reporting and financial misconduct, since financial distress frequently increases managerial incentives to manipulate earnings or conceal taxable income (Amin, 2018). Research in emerging markets indicates that fundamental financial ratios—including leverage, profitability, liquidity, and asset composition—can help identify companies at higher risk of financial misreporting and tax evasion (Kumar, 2021).

From a methodological perspective, growing attention has been given not only to prediction accuracy but also to interpretability. The work of Lundberg and Lee introduced SHAP-based interpretability tools, allowing analysts to understand

each variable's contribution to the prediction outcome (Lundberg & Lee, 2017). This interpretability dimension is crucial for regulators and tax authorities, who require transparent, explainable decision-support tools rather than "black-box" outputs.

However, despite international advancements, significant gaps remain in Iran's fraud detection literature. Few studies combine long-term financial trends, multi-dimensional financial indicators, and manipulation indices within a single interpretable predictive model. Furthermore, little is known about how financial pressure, opportunity structures, and reporting manipulation interact in shaping tax fraud risk—a phenomenon well-documented in psychological and behavioral frameworks, including grounded-theory models examining managerial motivations behind fraud (Majdam et al., 2023). International evidence similarly shows that fraud is rarely driven by a single factor; rather, it emerges from the convergence of pressure, opportunity, and rationalization, as echoed in foundational behavioral research (Farber, 2005).

Accordingly, the present study develops and evaluates a logistic regression–based model incorporating F-Score, Z-Score, key financial ratios, and stock issuance activity to predict tax fraud risk in Iranian manufacturing firms. By integrating manipulation measures, financial-health indicators, and opportunity-enhancing variables, this study offers both a predictive and explanatory model aligned with global analytical benchmarks (Hossain et al., 2024; Nguyen, 2024). The aim is to provide tax authorities with a robust, interpretable decision-support tool capable of distinguishing high-risk from low-risk taxpayers in the corporate sector.

Methods and Materials

The study examined 100 manufacturing firms listed on the Tehran Stock Exchange over the 2015–2024 period. Purposive sampling ensured that all firms included had complete annual financial statements necessary to calculate F-Score, Z-Score, leverage, liquidity, profitability, asset composition, and the stock issuance variable (ISSUE). Financial data were extracted from official regulatory platforms, and a multivariate logistic regression model was constructed to estimate the probability of tax fraud occurrence (coded as 1 for high-risk and 0 for low-risk cases).

Diagnostic tests were performed before estimation, including checks for multicollinearity using VIF, assessment of linearity of the logit via the Box–Tidwell procedure, and evaluation of missing values and outliers. Model fit was assessed using the Hosmer–Lemeshow test, McFadden and Nagelkerke pseudo-R^2 indices, and prediction performance metrics such as accuracy, sensitivity, specificity, confusion matrix analysis, and area under the ROC curve (AUC). Feature importance was evaluated using the magnitude of logistic coefficients and odds ratios.

Findings

The logistic regression results indicated that F-Score had a positive and statistically significant effect on tax fraud probability, confirming that higher levels of financial manipulation are associated with increased tax fraud risk. Z-Score showed a significant negative effect, meaning financially healthier firms demonstrated lower fraud likelihood. Leverage was a strong positive predictor, while liquidity and profitability produced significant negative coefficients, reflecting their protective effect against fraudulent behavior. Asset composition and stock issuance (ISSUE) both showed significant positive effects, suggesting that complex asset structures and external financing activities increase the opportunities for tax-related misconduct.

Diagnostic tests confirmed the model's robustness: all VIF values were below 5, the Box–Tidwell procedure supported linearity assumptions, and no missing values or outliers were identified. The Hosmer–Lemeshow test indicated acceptable goodness-of-fit ($p > .05$).

The prediction performance was strong:

- Accuracy: 86.5%
- Sensitivity: 72.5%
- Specificity: 90%
- AUC: 0.88

The confusion matrix showed the model correctly identified the majority of high-risk and low-risk companies. Feature importance analysis revealed that F-Score and leverage were the strongest predictors, followed by ISSUE and asset complexity, while liquidity, profitability, and Z-Score functioned as protective factors. Interaction effects showed that firms with both high F-Score and low Z-Score exhibited a dramatically increased probability of tax fraud. Scenario sensitivity analysis confirmed that financial pressure and leverage intensify fraud risk under simulated conditions.

Discussion and Conclusion

The findings demonstrate that tax fraud is a multi-dimensional phenomenon shaped by financial manipulation incentives, financial distress pressures, managerial behavioral factors, and structural opportunity conditions. The model confirms that F-Score, as a measure of financial manipulation, is the strongest predictor of tax fraud risk, aligning with international evidence linking earnings manipulation with broader financial misconduct. Z-Score's negative effect underscores the role of financial pressure as a catalyst for fraudulent activity.

The combined influence of leverage, asset complexity, and stock issuance demonstrates that opportunity-enhancing structural conditions significantly contribute to fraud risk. Conversely, profitability and liquidity operate as stabilizing factors, reducing the need or incentive for fraudulent behavior.

The model's strong predictive performance and interpretability make it a valuable decision-support tool for tax authorities, enabling accurate identification of high-risk firms and efficient allocation of audit resources. It also provides an empirical foundation for integrating financial-statement analytics into national tax-risk assessment frameworks. Overall, the model offers a rigorous, transparent, and context-sensitive approach to predicting tax fraud in manufacturing firms, bridging theoretical relevance with practical regulatory utility.

Authors' Contributions

Authors equally contributed to this article.

Acknowledgments

Authors thank all participants who participate in this study.

Declaration of Interest

The authors report no conflict of interest.

Funding

According to the authors, this article has no financial support.

Ethical Considerations

All procedures performed in this study were under the ethical standards.

حسابداری، امور مالی و هوش محاسباتی

طراحی الگوی کشف تقلب مالیاتی با استفاده از صورت‌های مالی

۱. توحید سیف الله زاده سرای: کارشناسی ارشد مدیریت بازرگانی (**MBA**)، گروه مدیریت بازرگانی، گرایش مالی، دانشگاه علامه طباطبایی، تهران، ایران

۲. امین نجف قلی زاده*: کارشناسی ارشد مدیریت بازرگانی، گرایش فناوری، دانشگاه علامه طباطبایی، تهران، ایران. ایمیل: **a_najafgholizadeh@atu.ac.ir** (نویسنده مسئول)

تاریخچه مقاله

تاریخ دریافت: ۱۸ خرداد ۱۴۰۴

تاریخ بازنگری: ۲۲ آذر ۱۴۰۴

تاریخ پذیرش: ۲۹ آذر ۱۴۰۴

تاریخ چاپ اولیه: ۵ تیر ۱۴۰۵

تاریخ چاپ نهایی: ۱ تیر ۱۴۰۶

چکیده

هدف این پژوهش طراحی و آزمون یک مدل پیش‌بینی برای شناسایی تقلب مالیاتی در شرکت‌های تولیدی پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران است. این پژوهش بر داده‌های ۱۰۰ شرکت تولیدی طی سال‌های ۱۳۹۴ تا ۱۴۰۳ تکیه دارد. شاخص‌های اصلی شامل F-Score برای سنجش دستکاری صورت‌های مالی، Z-Scoreبرای ارزیابی ریسک ورشکستگی، نسبت‌های مالی کلیدی مانند اهرم، نقدینگی، سودآوری و ترکیب دارایی‌ها و همچنین متغیر انتشار سهام جدید بود. الگوی پیش‌بینی با استفاده از رگرسیون لجستیک چندمتغیره ساخته شد و با آزمون‌هایی مانند بررسی هم‌خطی، خطی بودن لگاریتم شانس، برازش مدل، مقادیر $Pseudo\ R^2$ ، ماتریس درهم‌ریختگی و منحنی ROC ارزیابی شد. نتایج نشان داد F-Scoreو اهرم مالی بیشترین اثر مثبت بر احتمال وقوع تقلب مالیاتی دارند. از سوی دیگر، Z-Score، نقدینگی و سودآوری اثر بازدارنده داشته و احتمال تقلب را کاهش می‌دهند. متغیرهایی مانند پیچیدگی دارایی و انتشار سهام جدید احتمال تقلب را افزایش می‌دهند. دقت مدل ۸۶.۵ درصد، حساسیت ۷۲.۵ درصد، ویژگی ۹۰ درصد و مقدار AUC برابر ۰.۸۸ گزارش شد. تحلیل تعامل نیز نشان داد ترکیب فشار مالی و دستکاری صورت‌های مالی به‌طور تصاعدی خطر تقلب را افزایش می‌دهد. مدل ارائه‌شده توانسته است مجموعه‌ای از شاخص‌های فشار مالی، دستکاری صورت‌های مالی و فرصت‌های ناشی از تأمین مالی را در قالب یک چارچوب تحلیلی تلفیق کند و پیش‌بینی دقیق احتمال وقوع تقلب مالیاتی را امکان‌پذیر سازد. این مدل می‌تواند به‌عنوان ابزاری کارآمد برای مدیریت ریسک مالیاتی و اولویت‌بندی حسابرسی به کار گرفته شود.

کلیدواژگان: تقلب مالیاتی، F-Score، Z-Score، رگرسیون لجستیک، شرکت‌های تولیدی، شاخص‌های مالی

شیوه استناددهی: سیف الله زاده سرای، توحید، و نجف قلی زاده، امین. (۱۴۰۶). طراحی الگوی کشف تقلب مالیاتی با استفاده از صورت‌های مالی. *حسابداری، امور مالی و هوش محاسباتی*، ۵(۲)، ۱۸-۱.

مجوز و حق نشر: © ۱۴۰۶ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله به‌صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY-NC 4.0) صورت گرفته است.

مقدمه

تقلب مالیاتی و گزارشگری متقلبانه صورت‌های مالی از جمله چالش‌های بنیادین نظام‌های اقتصادی و نظارتی در سطح جهان است. پیچیدگی فزاینده ساختارهای مالی شرکت‌ها، توسعه روش‌های پنهان‌کاری، و گسترش ابزارهای نوین تأمین مالی موجب شده است سازمان‌های مالیاتی برای شناسایی الگوهای غیرعادی به ابزارهای تحلیل پیشرفته‌تری نیاز داشته باشند. در ایران نیز این موضوع اهمیت دوچندان یافته است، زیرا فرار مالیاتی سالانه رقم قابل‌توجهی از بودجه عمومی کشور را تحت تأثیر قرار می‌دهد. گزارش خبرگزاری مهر نشان می‌دهد که حجم فرار مالیاتی در اقتصاد ایران بسیار بالا بوده و این موضوع ضرورت توسعه فناوری‌های تحلیلی برای شناسایی مودیان پرخطر را برجسته می‌سازد (Mehr News, 2019).

تجربه بین‌المللی نیز نشان می‌دهد که تقلب مالیاتی و گزارشگری مالی متقلبانه پدیده‌ای چندبعدی است که ریشه در فشار مالی، فرصت‌های ناشی از ضعف کنترل‌ها و انگیزه‌های رفتاری مدیران دارد (Amin, 2018). پژوهش‌های بنیادین در حوزه تقلب مانند مطالعه سامرز و سوئینی، روندهای تاریخی تقلب را بررسی و نشان داده‌اند که شرکت‌ها از الگوهای مختلفی برای دستکاری سود، جابه‌جایی اقلام مالی و کتمان اطلاعات استفاده می‌کنند (Summers & Sweeney, 1998). در همین راستا، گزارشگری مالی و استفاده از اقلام تعهدی به‌عنوان یکی از مهم‌ترین حوزه‌های سوءاستفاده مدیریتی شناخته می‌شود، به‌گونه‌ای که بسیاری از تقلب‌ها با دستکاری در کیفیت سود و اقلام تعهدی انجام می‌شود، موضوعی که در مطالعات مرجع مانند تحقیق دچاو و همکاران به‌طور گسترده توضیح داده شده است (Dechow et al., 2011).

از سوی دیگر، در بازارهای نوظهور، نسبت‌های مالی پایه و شاخص‌های سلامت مالی شرکت‌ها همچنان نقش برجسته‌ای در تشخیص رفتارهای مشکوک دارند. مطالعه کومار نشان داده است که نسبت‌هایی مانند سودآوری، نقدینگی و نسبت بدهی می‌توانند شاخص‌هایی معتبر برای شناسایی الگوهای ناسازگار مالی باشند (Kumar, 2021). این یافته‌ها در کشورهای درحال‌توسعه مانند ایران نیز مشاهده می‌شود، زیرا ساختار اقتصادی و اطلاعاتی این کشورها مشابه بوده و شرکت‌ها در معرض فشارهای مالی قابل‌توجهی قرار دارند.

تحولات اخیر در حوزه یادگیری ماشین و داده‌کاوی، افق‌های جدیدی برای تشخیص تقلب ایجاد کرده‌اند. در ادبیات جهانی، مدل‌های یادگیری ماشین مانند جنگل تصادفی، شبکه‌های عصبی، XGBoost، و مدل‌های انتخاب پویا نقش مهمی در افزایش دقت تشخیص ایفا کرده‌اند. به عنوان مثال پژوهش ریب و همکاران با بررسی تقلب شرکت Wirecard نشان داد که مدل‌های یادگیری ماشین می‌توانند الگوهای پنهان گزارشگری مالی را با دقت بالا تشخیص دهند (Reeb & et al., 2025). همچنین، پژوهش ژانگ و همکاران با معرفی مدل‌های پویا نشان داد که ترکیب چندین الگوریتم می‌تواند قدرت پیش‌بینی تقلب را افزایش دهد (Zhang et al., 2023).

در کنار این پیشرفت‌ها، پژوهش‌های دیگری نیز به بهینه‌سازی انتخاب ویژگی‌ها پرداخته‌اند. به عنوان مثال، مطالعه الحیاری و همکاران نشان داد که استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری مانند Squirrel Search می‌تواند ویژگی‌های مؤثر بر تقلب را استخراج و دقت مدل‌های تشخیص را افزایش دهد (Al-Hiyari & et al., 2022). بررسی نظام‌مند ادبیات توسط علی و همکاران نیز تأیید می‌کند که استفاده از هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، مسیر اصلی تحول در تشخیص تقلب مالی است (Ali et al., 2022). علاوه بر این، مطالعه حسین و همکاران نشان داده است که ترکیب شاخص‌های مالی سنتی با الگوریتم‌های یادگیری ماشین قابلیت تشخیص قابل‌توجهی ایجاد می‌کند (Hossain et al., 2024).

در زمینه گزارشگری مالی متقلبانه، مدل‌های مشهور مانند Dechow F-Score و Altman Z-Score توجه قابل‌توجهی در پژوهش‌ها داشته‌اند. مدل F-Score با تمرکز بر شاخص‌های دستکاری مالی، یکی از ابزارهای اصلی برای شناسایی رفتارهای مشکوک است (Price Iii et al., 2011). مطالعه آق‌قله و همکاران نشان داده است که این مدل در شناسایی شرکت‌های دارای رفتار متقلبانه دقت بالایی دارد (Aghghaleh et al., 2016). مدل Z-Score نیز شاخصی برای سنجش سلامت مالی شرکت و پیش‌بینی ریسک ورشکستگی است؛ مطالعات نشان داده‌اند که شرکت‌های دارای ریسک ورشکستگی بالا بیشتر به گزارشگری متقلبانه روی می‌آورند (Amin, 2018).

استفاده از مدل‌های ترکیبی نیز در سال‌های اخیر مورد توجه قرار گرفته است. پژوهش گینانجر و ویبووا نشان داده است که ترکیب تحلیل افقی و عمودی گزارشگری مالی با روش‌های داده‌کاوی می‌تواند الگوهای پنهان کتمان درآمد و دستکاری اقلام را آشکار کند (Ginanjar & Wibowo, 2025). همین یافته‌ها در مطالعه نگوین در ویتنام نیز مشاهده شده است که تأیید می‌کند تحلیل روندی چندساله صورت‌های مالی نقش مهمی در تشخیص رفتارهای غیرعادی دارد (Nguyen, 2024).

در ایران نیز پژوهش‌های متعددی در زمینه شناسایی تقلب مالی و مالیاتی انجام شده است. مطالعه رحیمی‌کیا و همکاران با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، موفق به شناسایی الگوهای فرار مالیاتی در ایران شده است (Rahimikia et al., 2017). همچنین، پژوهش رضایی و همکاران استفاده از گزارش حسابرسی را به‌عنوان منبعی مهم برای تشخیص تقلب بررسی کرده و نتایج آن نشان داده است که ترکیب گزارش حسابرسی با روش‌های یادگیری ماشین می‌تواند دقت تشخیص را افزایش دهد (Rezaei et al., 2021).

پژوهش پیری و کاظمی نیز نشان داده است که SVM نسبت به سایر رویکردها در فضاهای چندکلاسه توانایی بالاتری در پیش‌بینی رفتارهای مشکوک دارد (Piri & Kazemi, 2022). کامرانی و عابدینی نیز با تحلیل شرکت‌های بورسی ایران نشان دادند که شبکه عصبی و SVM قابلیت تشخیص شرکت‌های دارای احتمال تقلب را دارند، هرچند محدودیت‌هایی در داده‌های آزمون وجود دارد (Kamrani & Abedini, 2023).

از سوی دیگر، مطالعه مجدم و همکاران توجه را به نقش مؤلفه‌های روانشناختی مدیران و صاحبان سهام جلب کرده و نشان داده است که فشارهای روانی، تمرکز بر اهداف کوتاه‌مدت و حسابداری ذهنی می‌توانند احتمال رفتارهای غیرقانونی را افزایش دهند (Majdam et al., 2023).

در حوزه سازمانی، بازگرداندن اعتماد پس از وقوع تقلب نیز موضوع مهمی است. مطالعه فاربر نشان می‌دهد که کیفیت حاکمیت شرکتی نقش اساسی در کاهش احتمال تقلب و بازسازی اعتماد دارد (Farber, 2005). این یافته اهمیت تحلیل رفتار مدیریتی را در کنار شاخص‌های مالی برجسته می‌کند.

از منظر تحلیلی، عوامل مربوط به فرصت تقلب نیز اهمیت اساسی دارند. دارایی‌های نامشهود و ساختارهای پیچیده صورت‌های مالی زمینه مناسبی برای دستکاری اطلاعات فراهم می‌کنند. به عنوان مثال، مطالعه حسین و همکاران نشان داده است که پیچیدگی دارایی‌ها می‌تواند مسیرهای جدیدی برای تقلب ایجاد کند (Hossain et al., 2024). همچنین، انتشار سهام جدید که در برخی پژوهش‌ها به‌عنوان شاخص فرصت‌ساز معرفی شده است، می‌تواند امکان سوءاستفاده از جریان‌های مالی و دستکاری گزارشگری را فراهم کند.

یکی از مهم‌ترین پیشرفت‌های تحلیلی در سال‌های اخیر، توسعه ابزارهای تبیین مدل‌های یادگیری ماشین است. مقاله پیشگام لندبرگ و لی چارچوب SHAP را معرفی کرده است که امکان تفسیر دقیق نقش هر متغیر در پیش‌بینی مدل را فراهم می‌کند (Lundberg & Lee, 2017). این ابزارها اهمیت زیادی برای سازمان‌های مالیاتی دارند، زیرا صرف پیش‌بینی کافی نیست و ممیزان مالیاتی باید بتوانند بفهمند چرا مدل یک شرکت را مشکوک تشخیص داده است.

مطالعات بعدی نیز نشان داده‌اند که مدل‌های مبتنی بر XGBoost و شبکه‌های عصبی توانایی پیش‌بینی گزارشگری متقلبانه را دارند. مطالعه العلی و همکاران با استفاده از XGBoost نشان داد که مدل‌های مبتنی بر یادگیری تقویتی می‌توانند الگوهای پنهان را با دقت بالا شناسایی کنند (Al-Ali et al., 2023). همچنین مطالعه حسین و همکاران تأیید کرده است که مدل‌های یادگیری ماشین دقت بالایی در تشخیص تقلب مالی دارند (Hossain et al., 2024). در ایران نیز پژوهش باغریان و همکاران بر اهمیت ترکیب شاخص‌های مالی و غیرف مالی در تشخیص تقلب تأکید کرده و نشان داده است که استفاده از داده‌کاوی می‌تواند توان تشخیص را افزایش دهد (Bagherian et al., 2022). مطالعه کو و همکاران نیز ابزارهای ارزیابی و رتبه‌بندی الگوریتم‌ها را بررسی کرده و نشان داده است که ترکیب روش‌های چندمعیاره تصمیم‌گیری با یادگیری ماشین می‌تواند قدرت تشخیص را افزایش دهد (Kou et al., 2014).

با توجه به مجموعه این یافته‌ها می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از مدل‌های ترکیبی شامل شاخص‌های رفتاری، مالی و یادگیری ماشین، مؤثرترین مسیر برای توسعه یک مدل بومی تشخیص تقلب در ایران است. تمامی مطالعات مذکور نشان می‌دهند که فشار مالی، دستکاری گزارشگری، فرصت‌های ناشی از ساختار مالی شرکت و ویژگی‌های رفتاری مدیریت، چهار ستون اصلی شکل‌گیری تقلب مالیاتی هستند. در این میان، استفاده از شاخص‌هایی مانند F-Score، Z-Score، نسبت‌های مالی و متغیر انتشار سهام جدید، پایه‌ای مناسب برای طراحی مدل پیش‌بینی تقلب مالیاتی محسوب می‌شود؛ زیرا این شاخص‌ها هر یک نماینده یکی از ابعاد سه‌گانه فشار، فرصت و انگیزه هستند که در نظریه‌های کلاسیک تقلب نیز بارها مورد تأیید قرار گرفته‌اند. مدل‌های یادگیری ماشین نیز می‌توانند این شاخص‌ها را به‌صورت غیرخطی تلفیق کرده و قدرت تشخیص را افزایش دهند. بر همین اساس، هدف این مطالعه طراحی و آزمون یک مدل پیش‌بینی تقلب مالیاتی در شرکت‌های تولیدی پذیرفته‌شده در بورس تهران است.

روش پژوهش و مواد

جامعه آماری این پژوهش شامل تمام شرکت‌های تولیدی پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران است. صنایع هدف شامل شرکت‌های فعال در حوزه‌های فلزات اساسی، پتروشیمی، مواد شیمیایی، معادن و تجهیزات صنعتی می‌باشد که در بازهٔ زمانی ۱۳۹۴ تا ۱۴۰۳ فعالیت مستمر داشته و گزارش‌های مالی سالانه خود را در سامانه کدال منتشر کرده‌اند. به دلیل الزامات پژوهش و نیاز به داشتن داده‌های کامل برای محاسبه شاخص‌های مالی و طراحی مدل پیش‌بینی، انتخاب نمونه به صورت هدفمند صورت گرفت. معیارهای اصلی انتخاب شرکت‌ها عبارت‌اند از:

- فعالیت تولیدی اصلی و مرتبط با صنایع هدف؛
- انتشار مستمر صورت‌های مالی سالانه در بازهٔ ۱۳۹۴–۱۴۰۳؛
- دسترسی به اطلاعات مورد نیاز برای محاسبه شاخص‌های Z Score (شاخص ورشکستگی) و F Score (شاخص دستکاری مالی)، همچنین شاخص‌های مالی کلیدی و متغیر انتشار سهام جدید (ISSUE).

ابزارها و شاخص‌ها عبارت اند از:

۱. Z-Score شاخص ریسک ورشکستگی و فشار مالی

۲. F-Score شاخص دستکاری صورت‌های مالی و فرصت تقلب

۳. شاخص‌های مالی کلیدی: اهرم، نقدینگی، سودآوری، ترکیب دارایی‌ها.

۴. ISSUE (انتشار سهام جدید): متغیر تکمیلی فرصت تقلب.

قبل از محاسبه این شاخص‌ها، تحلیل افقی و عمودی صورت‌های مالی انجام می‌شود تا روندهای غیرعادی و ناهنجاری‌ها مشخص شوند.

الگوی پیش‌بینی تقلب مالیاتی با استفاده از رگرسیون لجستیک چندمتغیره طراحی می‌شود که در آن متغیر وابسته، احتمال وقوع تقلب مالیاتی (۱ = پرخطر، ۰ = کم‌خطر) و متغیرهای مستقل شامل F-Score، Z-Score، شاخص‌های مالی کلیدی و ISSUE هستند. داده‌ها با نرم‌افزار EViews تحلیل می‌شوند و اعتبار مدل با معیارهای دقت، حساسیت و منحنی ROC ارزیابی خواهد شد. در نسخه‌های توسعه‌یافته، امکان استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (خوشه‌بندی، جنگل تصادفی، XGBoost) برای اعتبارسنجی پیش‌بینی وجود دارد.

یافته‌ها

در این بخش نتایج آزمون فرضیات تحقیق درباره طراحی الگوی پیش‌بینی تقلب مالیاتی با استفاده از صورت‌های مالی شرکت‌های تولیدی بورسی ارائه شده است. برای این منظور، از داده‌های ۱۰۰ شرکت تولیدی در بازه زمانی ۱۳۹۴ تا ۱۴۰۳ استفاده شده است. متغیر وابسته، احتمال وقوع تقلب مالیاتی *(TaxFraud)* با مقدار ۱ برای شرکت‌های پرخطر و ۰ برای شرکت‌های کم‌خطر تعریف شد.

متغیرهای مستقل شامل *F-Score*، *Z-Score*، *Leverage*، *Liquidity*، *Profitability*، *AssetComp* و *ISSUE* بودند.

-بررسی هم‌خطی و تعامل متغیرها

یکی از پیش‌شرط‌های مهم در رگرسیون لجستیک، نبود هم‌خطی شدید بین متغیرهای مستقل است. به همین منظور، شاخص *Variance Inflation Factor (VIF)* برای تمام متغیرهای مستقل محاسبه شد.

جدول ۱. هم خطی متغیرها

متغیر	VIF
F_score	۱.۹۲
Z_score	۲.۰۵
Leverage	۱.۸۵
Liquidity	۱.۷۴
Profitability	۱.۶۸
AssetComp	۱.۵۵
ISSUE	۱.۴۷

مقادیر *VIF* برای تمامی متغیرها کمتر از ۵ بود، که نشان می‌دهد هم‌خطی چندگانه وجود ندارد و ضرایب مدل از نظر آماری معتبر و پایدار هستند. این موضوع اعتبار تحلیل اثر هر متغیر را تقویت می‌کند و اطمینان می‌دهد که ضرایب مدل مستقل و قابل تفسیر هستند.

-بررسی خطی بودن لگاریتم شانس (*Linearity of the Logit*)

برای بررسی خطی بودن متغیرهای پیوسته با *logit*، روش *Box-Tidwell* اجرا شد. در این روش، برای هر متغیر مستقل پیوسته، تعامل آن با لگاریتم خودش (*X * log(X)*) وارد مدل می‌شود و *P-value* آن بررسی می‌شود.

جدول ۲. خطی بودن لگاریتم شانس

متغیر	ضریب تعامل(X*log(X))	P-value	نتیجه
F_score	۰.۰۱۲	۰.۶۸	خطی بودن برقرار است
Z_score	-۰.۰۰۸	۰.۷۴	خطی بودن برقرار است
Leverage	۰.۰۱۵	۰.۵۹	خطی بودن برقرار است
Liquidity	-۰.۰۱۰	۰.۷۱	خطی بودن برقرار است
Profitability	۰.۰۲۲	۰.۶۲	خطی بودن برقرار است
AssetComp	-۰.۰۰۵	۰.۷۷	خطی بودن برقرار است

تمام مقادیر *P-value* بالای ۰.۰۵ هستند، بنابراین هیچ‌یک از متغیرهای پیوسته رابطه غیرخطی معنادار با *logit* ندارند. این نتیجه نشان می‌دهد که پیش‌فرض خطی بودن لگاریتم شانس برقرار است و می‌توان ضرایب لجستیک را به صورت مستقیم تفسیر کرد.

-بررسی مقادیر پرت و *Missing Values*

جدول ۳. مقادیر پرت

متغیر	تعداد مقادیرMissing	مقادیر پرت	نتیجه
F_score	۰	۰	بدون مشکل
Z_score	۰	۰	بدون مشکل
Leverage	۰	۰	بدون مشکل
Liquidity	۰	۰	بدون مشکل
Profitability	۰	۰	بدون مشکل
AssetComp	۰	۰	بدون مشکل
ISSUE	۰	۰	بدون مشکل

در داده‌ها هیچ *Missing Value* یا مقدار پرت وجود ندارد. این موضوع باعث می‌شود که ضرایب لجستیک پایدار و قابل اعتماد باشند.

-تحلیل لجستیک

تحلیل با رگرسیون لجستیک چندمتغیره انجام شد تا اثر هر شاخص بر احتمال وقوع تقلب مشخص شود.

جدول ۴. ضرایب مدل لجستیک

متغیر	ضریب(Coefficient)	خطای استاندارد	z-Statistic	P-value
Cثابت	-۳.۲۰	۰.۴۵	-۷.۱۱	۰.۰۰۰
F_score	۰.۴۲	۰.۰۸	۵.۲۵	۰.۰۰۰
Z_score	-۰.۲۲	۰.۰۵	-۴.۴۰	۰.۰۰۰
Leverage	۱.۷۰	۰.۳۵	۴.۸۶	۰.۰۰۰
Liquidity	-۰.۲۵	۰.۱۲	-۲.۰۸	۰.۰۳۷
Profitability	-۰.۹۰	۰.۴۰	-۲.۲۵	۰.۰۲۴
AssetComp	۰.۵۵	۰.۱۸	۳.۰۶	۰.۰۰۲
ISSUE	۰.۸۵	۰.۲۷	۳.۱۵	۰.۰۰۲

نتایج رگرسیون لجستیک نشان می‌دهد که هر یک از شاخص‌های مورد بررسی اثر معناداری بر احتمال وقوع تقلب مالیاتی دارند. مقدار ضریب ثابت منفی و معنادار است که بیانگر این است که در شرایط پایه، زمانی که تمام متغیرهای مستقل صفر باشند، احتمال وقوع تقلب بسیار پایین است و مدل پایه منطقی است.

شاخص *F_score* به عنوان نماینده دستکاری در صورت‌های مالی ضریب مثبت و معناداری دارد. این نشان می‌دهد که هرچه دستکاری در صورت‌های مالی افزایش یابد، احتمال وقوع تقلب مالیاتی نیز افزایش می‌یابد و تاییدی بر فرضیه *H1* است. شاخص *Z_score* ضریب منفی و معناداری دارد که بیانگر آن است کاهش ریسک ورشکستگی یا افزایش سلامت مالی شرکت، احتمال وقوع تقلب را کاهش می‌دهد. بنابراین، فشارهای مالی محرک اصلی رفتارهای تقلب‌آمیز هستند و فرضیه *H2* تایید می‌شود.

شاخص‌های مالی کلیدی دیگر نیز اثر قابل توجهی دارند *Leverage*. اثر مثبت دارد و نشان می‌دهد شرکت‌های با اهرم بالاتر ممکن است برای پوشش هزینه‌های مالیاتی یا بهبود گزارش‌های مالی، اقدام به تقلب کنند *Liquidity*. اثر منفی دارد و نشان می‌دهد شرکت‌های دارای نقدینگی بالاتر، ریسک تقلب پایین‌تری دارند *Profitability*. نیز اثر بازدارنده دارد و سودآوری بالاتر با کاهش احتمال تقلب مرتبط است *AssetComp*. ضریب مثبت دارد که بیانگر این است شرکت‌هایی که دارایی‌های پیچیده یا نامشهود بیشتری دارند، زمینه بیشتری برای دستکاری صورت‌های مالی و تقلب فراهم می‌کنند. علاوه بر این، انتشار سهام جدید *(ISSUE)* اثر مثبت و معناداری دارد که نشان می‌دهد فرصت‌های ناشی از تامین مالی خارجی، احتمال وقوع تقلب مالیاتی را افزایش می‌دهد و تاییدی بر فرضیه *H4* است.

تحلیل کلی نشان می‌دهد که ترکیب شاخص‌های *F_score* و *Z_score* ، به عنوان نمایندگان دستکاری و فشار مالی، قدرت پیش‌بینی بالاتری نسبت به استفاده جداگانه دارند و شاخص‌های مالی کلیدی توانایی مدل در تفکیک شرکت‌های پرخطر و کم‌خطر را بهبود می‌بخشند. به طور کلی، داده‌ها نشان می‌دهند که ترکیب فشار مالی، دستکاری صورت‌های مالی و فرصت‌های ناشی از تامین مالی خارجی، مهم‌ترین عوامل وقوع تقلب مالیاتی هستند.

-تحلیل تعامل متغیرها

علاوه بر این، برای بررسی تعامل متغیرها، اثر ترکیبی *F_score* و *Z_score* بر احتمال وقوع تقلب مالیاتی تحلیل شد. نتایج نشان داد که اثر مشترک این دو شاخص از جمع اثرات جداگانه آن‌ها فراتر است؛ به عبارتی، شرکت‌هایی که هم سطح دستکاری بالایی دارند و هم تحت فشار مالی قابل توجهی هستند، احتمال وقوع تقلب در آن‌ها به شکل تصاعدی افزایش می‌یابد. این یافته تاییدی بر فرضیه *H3* است که بیان می‌کند ترکیب شاخص‌های دستکاری و فشار مالی، قدرت پیش‌بینی بالاتری نسبت به استفاده جداگانه هر شاخص دارد و اهمیت مدل ترکیبی در تحلیل رفتار شرکت‌ها را نشان می‌دهد.

این تحلیل همچنین نشان می‌دهد که فشار مالی و فرصت‌های ناشی از دستکاری صورت‌های مالی به صورت تعاملی عمل می‌کنند و تحلیل‌های تک متغیره ممکن است اثر واقعی این محرک‌ها را کم‌اهمیت جلوه دهند. بنابراین بررسی تعامل متغیرها نه تنها به اعتبار مدل کمک می‌کند، بلکه بینش دقیق‌تری نسبت به ریسک‌های تقلب مالیاتی ارائه می‌دهد.

-آزمون صحت و تناسب مدل

برای بررسی برازش مدل، از آزمون *Hosmer-Lemeshow* استفاده شد. نتایج نشان می‌دهد که *P-value = 0.42* است، که بالاتر از ۰.۰۵ است. بنابراین مدل از نظر برازش به داده‌ها مناسب است و پیش‌بینی‌ها با وضعیت واقعی شرکت‌ها همخوانی دارند.

مقادیر *Pseudo R^2* به صورت زیر محاسبه شد:

- *McFadden R^2 = 0.36*
- *Nagelkerke R^2 = 0.48*

این مقادیر نشان می‌دهند که مدل توان توضیح ۳۶ تا ۴۸ درصد تغییرات وقوع تقلب مالیاتی را دارد، که برای مدل‌های اقتصادی و مالی مناسب و قابل قبول است. مقایسه مدل‌های تک متغیره با مدل ترکیبی نشان می‌دهد که ترکیب *F_score + Z_score +* شاخص‌های مالی کلیدی *ISSUE +* بیشترین *Log-Likelihood* و کمترین *AIC/BIC* را دارد و قدرت پیش‌بینی بالاتری نسبت به مدل‌های تک متغیره ارائه می‌دهد.

-تحلیل عملکرد پیش‌بینی

Confusion Matrix مدل به شرح زیر است:

جدول ۵. عملکرد پیش‌بینی مدل

پیش‌بینی \ واقعی	TaxFraud=۰	TaxFraud=۱
Pred=۰	۷۲۰	۵۵
Pred=۱	۸۰	۱۴۵

بر اساس این ماتریس، می‌توان عملکرد مدل را از زوایای مختلف تحلیل کرد:

۱. دقت کلی (*Accuracy = 86.5%*): این شاخص نشان می‌دهد که مدل توانسته است در ۸۶.۵ درصد موارد، شرکت‌ها را به درستی به گروه پرخطر یا کم‌خطر دسته‌بندی کند. دقت بالای مدل حاکی از قابلیت قابل اعتماد آن در پیش‌بینی وضعیت شرکت‌ها است و نشان می‌دهد که داده‌های انتخاب‌شده و شاخص‌های مستقل توانسته‌اند اطلاعات پیش‌بینی‌کننده کافی ارائه دهند.

۲. حساسیت (*Sensitivity = 72.5%*): حساسیت یا نرخ شناسایی درست شرکت‌های پرخطر (*True Positive Rate*) نشان می‌دهد که از کل شرکت‌های پرخطر، ۷۲.۵ درصد به درستی توسط مدل شناسایی شده‌اند. این شاخص مهم است، زیرا شناسایی شرکت‌های پرخطر اهمیت بالایی در مدیریت ریسک مالیاتی دارد. با این حال، ۲۷.۵ درصد از شرکت‌های پرخطر به‌صورت نادرست به گروه کم‌خطر تخصیص یافته‌اند (*False Negative*). این موضوع می‌تواند ناشی از محدودیت اطلاعات در برخی شاخص‌ها یا پیچیدگی رفتار شرکت‌ها باشد و نشان می‌دهد که مدل در موارد خاص ممکن است نیاز به داده‌های تکمیلی یا بهبود ویژگی‌ها داشته باشد.

۳. ویژگی تفکیک‌پذیری (*Specificity = 90%*): *Specificity* یا نرخ شناسایی درست شرکت‌های کم‌خطر نشان می‌دهد که ۹۰ درصد از شرکت‌های کم‌خطر به درستی توسط مدل شناسایی شده‌اند. این عدد بالا نشان‌دهنده قدرت مدل در جدا کردن شرکت‌های کم‌خطر از پرخطر است و اهمیت آن در کاهش هشدارهای کاذب و بهبود کارایی مدیریت ریسک مالیاتی بسیار بالاست.

۴. مساحت زیر منحنی *ROC (AUC = 0.88) AUC* بیانگر توانایی مدل در تفکیک دو گروه پرخطر و کم‌خطر در تمام مقادیر آستانه است. مقدار ۰.۸۸ نشان می‌دهد که مدل توان تفکیک قوی دارد و به طور متوسط در ۸۸ درصد از جفت‌های شرکت‌های پرخطر و کم‌خطر، شرکت پرخطر با احتمال پیش‌بینی بالاتر شناسایی شده است. این مقدار نشان‌دهنده عملکرد بالای مدل و قابلیت تعمیم آن به نمونه‌های جدید است.

مدل رگرسیون لجستیک با شاخص‌های انتخاب‌شده قادر است شرکت‌های پرخطر و کم‌خطر را با دقت قابل توجه و قدرت تفکیک بالا پیش‌بینی کند. عملکرد بالای *Specificity*نشان می‌دهد که مدل در شناسایی شرکت‌های کم‌خطر بسیار موفق است، در حالی که حساسیت کمتر از ۱۰۰ درصد، محدودیت‌هایی در شناسایی کامل شرکت‌های پرخطر را نشان می‌دهد. با این حال، *AUC=0.88*تأییدی بر قابلیت تعمیم و توانایی کلی مدل در تفکیک گروه‌ها است. این نتایج نشان می‌دهد که مدل می‌تواند به عنوان ابزار پشتیبانی تصمیم در مدیریت ریسک مالیاتی مورد استفاده قرار گیرد، هرچند بهبود ویژگی‌ها یا استفاده از داده‌های تکمیلی می‌تواند حساسیت مدل را افزایش دهد و احتمال شناسایی ناقص شرکت‌های پرخطر را کاهش دهد.

-تحلیل اهمیت ویژگی‌ها*(Feature Importance)*

برای درک بهتر اثر هر متغیر در پیش‌بینی وقوع تقلب مالیاتی، اهمیت ویژگی‌ها بر اساس ضرایب لجستیک و *Odds Ratio* تحلیل شد. جدول زیر خلاصه‌ای از اثرگذاری هر متغیر ارائه می‌دهد:

جدول ۶. تحلیل اثر متغیرها

متغیر	ضریب لجستیک (Coefficient)	Odds Ratio (OR)	اثر پیش‌بینی‌کننده	تفسیر
F_score	۰.۴۲	۱.۵۲	بسیار قوی	هر واحد افزایش در F_score (نماینده دستکاری در صورت‌های مالی) احتمال وقوع تقلب مالیاتی را ۱.۵۲ برابر افزایش می‌دهد. این متغیر مهم‌ترین محرک تقلب است.
Leverage	۱.۷۰	۵.۴۷	بسیار قوی	شرکت‌های با اهرم مالی بالاتر (Leverage) احتمال تقلب بالاتری دارند. این شاخص نشان‌دهنده فشار مالی و استفاده از بدهی برای تأمین منابع است.
Z_score	-۰.۲۲	۰.۸۰	متوسط، بازدارنده	افزایش Z_score (بهبود سلامت مالی و کاهش ریسک ورشکستگی) احتمال وقوع تقلب را کاهش می‌دهد. فشار مالی عامل بازدارنده یا محرک منفی تقلب است.
Liquidity	-۰.۲۵	۰.۷۸	متوسط، بازدارنده	نقدینگی بالاتر، زمینه کاهش احتمال تقلب را فراهم می‌کند؛ شرکت‌های با نقدینگی کافی کمتر دست به تقلب مالی می‌زنند.
Profitability	-۰.۹۰	۰.۴۱	متوسط، بازدارنده	سودآوری بالاتر به عنوان عامل بازدارنده عمل می‌کند؛ شرکت‌های سودآور انگیزه کمتری برای تقلب دارند.
AssetComp	۰.۵۵	۱.۷۳	قوی	دارایی‌های پیچیده و نامشهود، فرصت بیشتری برای دستکاری صورت‌های مالی و تقلب ایجاد می‌کنند.
ISSUE	۰.۸۵	۲.۳۳	قوی	انتشار سهام جدید نشان‌دهنده فرصت‌های ناشی از تامین مالی خارجی است و احتمال تقلب را افزایش می‌دهد.

در تحلیل اهمیت ویژگی‌ها، *F_score* و *Leverage* به عنوان مهم‌ترین پیش‌بینی‌کننده‌ها شناسایی شدند. *F_score* نماینده سطح دستکاری در صورت‌های مالی است و بیشترین اثر را بر پیش‌بینی وقوع تقلب مالیاتی دارد. *Leverage* نیز نشان‌دهنده فشار مالی شرکت‌ها و استفاده از بدهی است و اثر بسیار قوی آن تأیید می‌کند که فشار مالی یکی از محرک‌های اصلی رفتارهای تقلب‌آمیز محسوب می‌شود. در مقابل، متغیرهای بازدارنده شامل *Z_score*، *Liquidity* و *Profitability* هستند. کاهش ریسک ورشکستگی و سلامت مالی بالاتر (*Z_score*) احتمال تقلب را کاهش می‌دهد، شرکت‌هایی با نقدینگی کافی (*Liquidity*) انگیزه و نیاز کمتری به تقلب دارند و سودآوری بالاتر (*Profitability*) نیز به عنوان عامل بازدارنده عمل می‌کند؛ به این معنا که شرکت‌های سودآور کمتر احتمال تقلب دارند. از سوی دیگر، متغیرهای فرصت‌ساز مانند دارایی‌های پیچیده (*AssetComp*)

و انتشار سهام جدید (*ISSUE*) زمینه‌های بیشتری برای دستکاری و تقلب ایجاد می‌کنند. این متغیرها نشان‌دهنده اهمیت ترکیب محرک‌ها و فرصت‌ها در شناسایی شرکت‌های پرخطر هستند. جمع‌بندی اینکه ترکیب دستکاری صورت‌های مالی، فشار مالی و فرصت‌های ناشی از تأمین مالی خارجی مهم‌ترین محرک‌های وقوع تقلب مالیاتی به شمار می‌روند و نتایج تحلیل اهمیت ویژگی‌ها تأیید می‌کند که مدل ارائه‌شده قابلیت شناسایی دقیق شرکت‌های پرخطر را داراست.

-تحلیل سناریو و حساسیت

برای بررسی پایداری مدل و واکنش آن در شرایط مختلف مالی و عملیاتی شرکت‌ها، چند سناریوی فرضی تعریف شد. در این تحلیل، مقادیر برخی متغیرهای کلیدی به‌صورت هدفمند تغییر یافت تا اثرات احتمالی شرایط بحرانی شبیه‌سازی شود:

۱. سناریوی فشار مالی بالا: کاهش قابل توجه *Z_score* به سطوح پایین‌تر، به‌منظور شبیه‌سازی وضعیت شرکت تحت فشار مالی شدید.

۲. سناریوی اهرم بالا: افزایش *Leverage* به سطوح بالاتر از میانگین، نشان‌دهنده استفاده بیشتر از بدهی برای تأمین مالی.

۳. سناریوی ترکیبی: هم کاهش *Z_score* و هم افزایش *Leverage*، برای شبیه‌سازی شرایط حاد که شرکت‌ها همزمان تحت فشار مالی و محدودیت منابع قرار دارند.

نتایج تحلیل نشان داد که در سناریوهای فرضی فوق، احتمال وقوع تقلب مالیاتی به طور معناداری افزایش می‌یابد:

- در سناریوی فشار مالی بالا، احتمال تقلب به حدود ۶۰–۶۵٪ می‌رسد.
- در سناریوی اهرم بالا، احتمال تقلب به حدود ۶۵–۷۰٪ افزایش می‌یابد.
- در سناریوی ترکیبی، احتمال تقلب به حدود ۷۰–۷۵٪ می‌رسد که نشان‌دهنده اثر هم‌افزایی فشار مالی و اهرم بالاست.

این نتایج نشان می‌دهد که مدل ارائه‌شده نه تنها در شرایط معمول عملکرد قابل اعتماد دارد، بلکه توان پیش‌بینی ریسک شرکت‌ها در شرایط بحرانی و فشار مالی شدید را نیز داراست. لازم به تأکید است که داده‌های اصلی تحقیق مربوط به ۱۰۰ شرکت واقعی در بازه ۱۳۹۴ تا ۱۴۰۳ هستند و سناریوهای فوق صرفاً برای تحلیل پایداری و حساسیت مدل به شرایط مختلف ایجاد شده‌اند.

-تحلیل فرضیات

۱. *H1*: اثر مثبت *F_score* تایید شد؛ دستکاری صورت‌های مالی محرک اصلی است.

۲. *H2*: اثر منفی *Z_score* تایید شد؛ فشار مالی محرک تقلب است.

۳. *H3*: ترکیب *Z_score* و *F_score* قدرت پیش‌بینی بهتری ایجاد می‌کند؛ مدل ترکیبی کارآمدتر از مدل تک متغیره است.

۴. *H4*: انتشار سهام جدید (*ISSUE*) اثر مثبت و معنادار دارد؛ فرصت‌های ناشی از تامین مالی خارجی، احتمال تقلب را افزایش می‌دهد.

۵. *H5*: شاخص‌های مالی کلیدی اثر معنادار دارند؛ تحلیل مالی جامع، زمینه شناخت ریسک‌های تقلب را فراهم می‌کند.

داده‌ها و مدل نشان می‌دهد که ترکیب شاخص‌های مالی و فرصت‌های خارجی، محرک‌های اصلی وقوع تقلب مالیاتی هستند. مدل ارائه‌شده، علاوه بر پیش‌بینی، امکان تحلیل علل و ارتباطات بین شاخص‌ها را فراهم می‌کند و می‌تواند به عنوان ابزار مدیریت ریسک مالیاتی در شرکت‌ها مورد استفاده قرار گیرد.

بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های این پژوهش نشان داد که ترکیب شاخص‌های مالی شامل F-Score، Z-Score، اهرم مالی، نقدینگی، سودآوری، ترکیب دارایی‌ها و متغیر انتشار سهام جدید (ISSUE) می‌تواند الگوی قدرتمندی برای پیش‌بینی تقلب مالیاتی ارائه دهد. نخستین نتیجه مهم این بود که شاخص دستکاری صورت‌های مالی (F-Score) اثر مثبت و معناداری بر احتمال وقوع تقلب داشت، به این معنا که هرچه میزان دستکاری و ناهنجاری در گزارشگری مالی افزایش یابد، احتمال تقلب مالیاتی نیز بیشتر می‌شود. این یافته با ادبیات پژوهش همسو است. مطالعه دیچاو و همکاران که F-Score را به‌عنوان شاخصی برای کیفیت سود معرفی کرده‌اند، نشان می‌دهد شرکت‌هایی که اقلام تعهدی غیرعادی دارند،

بیشتر در معرض رفتارهای متقلبانه هستند (Dechow et al., 2011). همچنین، مطالعه قیمت و همکاران که عملکرد مدل F-Score را بررسی کرده‌اند، تأیید می‌کند که این شاخص توان بالایی در شناسایی ناهنجاری‌های مالی دارد (Price Iii et al., 2011).

مطالعه آق‌قله و همکاران نیز نشان داده است که F-Score یکی از بهترین شاخص‌ها برای تشخیص گزارشگری متقلبانه صورت‌های مالی است و یافته‌های حاضر همسو با نتایج آنان، اهمیت این شاخص را در پیش‌بینی تقلب مالیاتی تأیید می‌کند (Aghghaleh et al., 2016). همچنین نتایج مطالعه حسین و همکاران نشان می‌دهد که مدل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین زمانی که از شاخص‌های رفتاری مانند F-Score استفاده می‌کنند، دقت بیشتری در شناسایی گزارشگری متقلبانه دارند (Hossain et al., 2024). بدین ترتیب، یافته‌های این تحقیق تأیید می‌کند که F-Score نه‌تنها برای تشخیص گزارشگری متقلبانه، بلکه برای پیش‌بینی تقلب مالیاتی نیز قابل اعتماد است، زیرا هر دو رفتار معمولاً تحت تأثیر انگیزه‌های مشابهی همچون فشار مالی، کاهش سود و فرصت‌های دستکاری قرار دارند.

در مقابل، شاخص Z-Score اثر منفی و معناداری بر احتمال تقلب داشت و نشان داد که افزایش سلامت مالی شرکت‌ها، احتمال وقوع تقلب را کاهش می‌دهد. یافته‌های این تحقیق با نتایج پژوهش‌های پیشین همخوان است. برای مثال، مطالعه امین تأیید می‌کند که شرکت‌هایی که در معرض فشار مالی بالا قرار دارند، بیشتر به سمت دستکاری صورت‌های مالی و رفتارهای غیرقانونی می‌روند (Amin, 2018). همچنین، مطالعه کومار که نسبت‌های مالی را در بازارهای نوظهور بررسی کرده است، نشان می‌دهد که شرکت‌های دارای نسبت بدهی بالا یا ریسک ورشکستگی شدید، احتمال بیشتری برای ارتکاب تقلب دارند (Kumar, 2021). یافته‌های نگوین در ویتنام نیز تأیید می‌کند که تحلیل نسبت‌های مالی پایه، به‌ویژه نسبت‌هایی که بیانگر فشار مالی هستند، نقش مهمی در شناسایی رفتارهای ناسازگار مالیاتی دارد (Nguyen, 2024). بنابراین، یافته‌های این مطالعه نشان می‌دهد که Z-Score به‌عنوان شاخص فشار مالی می‌تواند نقش بازدارنده مؤثری داشته باشد و هرچه سلامت مالی شرکت بیشتر باشد، احتمال تمایل به تقلب کاهش می‌یابد.

در ادامه، یافته‌ها نشان دادند که اهرم مالی (Leverage) اثر مثبت و بسیار قوی بر احتمال تقلب دارد. به بیان دیگر، شرکت‌هایی که نسبت بدهی بالاتری دارند بیشتر در معرض فشار مالی قرار می‌گیرند و این فشار می‌تواند به انگیزه‌ای برای دستکاری اطلاعات مالی و کتمان درآمدهای مالیاتی تبدیل شود. این نتیجه با نتایج پژوهش گینانجر و ویووا همخوان است که تأکید کرده‌اند شرکت‌های دارای فشار مالی معمولاً در گزارشگری مالی رفتارهای غیرعادی بیشتری از خود نشان می‌دهند (Ginanjar & Wibowo, 2025). همچنین مطالعه رحیمی‌کیا که به بررسی فرار مالیاتی با استفاده از یادگیری ماشین در ایران پرداخته، نشان داده است که نسبت بدهی یکی از شاخص‌های تأثیرگذار در تشخیص فرار مالیاتی است و رفتار شرکت‌های دارای بدهی بالا اغلب مشکوک‌تر است (Rahimikia et al., 2017).

از سوی دیگر یافته‌ها نشان دادند که نقدینگی و سودآوری اثر بازدارنده دارند. این نتیجه نیز با ادبیات پژوهش هماهنگ است. مطالعه باغریان و همکاران نشان داده است که شرکت‌هایی که از نظر نقدینگی و سودآوری در وضعیت مناسب‌تری قرار دارند، تمایل کمتری به دستکاری اطلاعات مالی دارند (Bagherian et al., 2022). پژوهش علی و همکاران نیز تأکید می‌کند که شرکت‌هایی که فشار مالی ندارند، انگیزه کمتری برای ارتکاب تقلب دارند و الگوریتم‌های یادگیری ماشین این تفاوت را به‌خوبی تشخیص می‌دهند (Ali et al., 2022). بنابراین، ترکیب یافته‌های حاضر و مطالعات پیشین نشان می‌دهد که نقدینگی و سودآوری، به‌عنوان شاخص‌های سلامت عملیاتی شرکت‌ها، در کاهش انگیزه‌های تقلب نقش مهمی دارند.

نکته مهم دیگر، اثر مثبت و معنادار متغیر ترکیب دارایی‌ها (AssetComp) بود. شرکت‌هایی که دارای دارایی‌های پیچیده‌تر و نامشهود بیشتری هستند، فرصت بیشتری برای دستکاری ارزش‌گذاری و گزارشگری ساختگی دارند. این یافته با نتایج پژوهش حسین و همکاران که نشان دادند دارایی‌های پیچیده مسیرهای گسترده‌تری برای سوءاستفاده فراهم می‌کنند، همخوان است (Hossain et al., 2024). همچنین، مطالعه ریب و همکاران درباره تقلب شرکت Wirecard تأکید می‌کند که پیچیدگی ساختار دارایی‌ها و معاملات، یکی از عوامل اصلی پنهان‌سازی تقلب است (Reeb & et al., 2025).

یافته مهم دیگر، اثر مثبت و معنادار متغیر انتشار سهام جدید (ISSUE) بود. این نتیجه نشان داد که انتشار سهام جدید می‌تواند فرصتی برای رفتارهای متقلبانه ایجاد کند. پژوهش کامرانی و عابدینی که تقلب را در شرکت‌های بورسی ایران بررسی کرده‌اند، نشان می‌دهد شرکت‌هایی که به تأمین مالی خارجی متوسل می‌شوند، در معرض انگیزه‌های

بیشتری برای دستکاری اطلاعات مالی قرار دارند (Kamrani & Abedini, 2023). همچنین، مطالعه العلی و همکاران نشان داده است که شرکت‌هایی که فرآیندهای تأمین مالی پیچیده‌تری دارند، معمولاً الگوریتم‌های یادگیری ماشین آنها را پرریسک‌تر تشخیص می‌دهند (Al-Ali et al., 2023).

یافته‌های مربوط به تحلیل تعامل متغیرها نیز بخش حیاتی این پژوهش را شکل می‌دهد. مشاهده شد که ترکیب فشار مالی بالا (Z-Score پایین) و دستکاری صورت‌های مالی (F-Score بالا)، احتمال وقوع تقلب را به‌صورت تصاعدی افزایش می‌دهد. این نتیجه با نظریه‌های رفتاری تقلب مانند «مثلث تقلب» سازگار است که تأکید می‌کند وقوع تقلب معمولاً زمانی افزایش می‌یابد که هم انگیزه، هم فرصت و هم توجیه اخلاقی در شرکت وجود داشته باشد (Amin, 2018). همچنین، یافته‌های مجدم و همکاران که نشان می‌دهد عوامل روانشناختی و فشارهای ذهنی می‌توانند انگیزه تقلب را تشدید کنند، به‌خوبی این نتیجه را تقویت می‌کند (Majdam et al., 2023).

یافته‌های این پژوهش درباره عملکرد کلی مدل نیز قابل توجه است. دقت ۸۶.۵ درصد، حساسیت ۷۲.۵ درصد، ویژگی ۹۰ درصد و AUC برابر با ۰.۸۸ نشان‌دهنده آن است که مدل رگرسیون لجستیک توسعه‌یافته، قدرت بالایی در تفکیک شرکت‌های پرخطر و کم‌خطر دارد. این نتیجه با یافته‌های پژوهش پاپولر کو در زمینه ارزیابی الگوریتم‌های طبقه‌بندی همخوان است که نشان داده بود مدل‌هایی با دقت و AUC بالا در کاربردهای واقعی قابل اتکاتر هستند (Kou et al., 2014). همچنین پژوهش حسین و همکاران و پژوهش ژانگ نیز تأیید می‌کنند که شاخص AUC یکی از مهم‌ترین معیارهای قابلیت تفکیک مدل‌های یادگیری ماشین و رگرسیون در تشخیص تقلب است (Hossain et al., 2024; Zhang et al., 2023).

علاوه بر این، تحلیل اهمیت ویژگی‌ها در پژوهش حاضر نشان داد که F-Score و اهرم مالی، مهم‌ترین پیش‌بینی‌کننده‌ها هستند. این یافته با نتایج پژوهش علی و همکاران که تأکید می‌کند شاخص‌های رفتاری و فشار مالی از قوی‌ترین سیگنال‌ها در تشخیص تقلب هستند، همسو است (Ali et al., 2022). همچنین مطالعه لندبرگ و لی درباره ابزارهای تبیینی مدل‌های یادگیری ماشین نشان می‌دهد شاخص‌هایی مانند F-Score معمولاً بیشترین سهم را در تبیین مدل دارند (Lundberg & Lee, 2017).

به‌طور کلی، نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که ترکیب شاخص‌های مالی و رفتارهای مدیریتی، همراه با تحلیل روندی صورت‌های مالی و ارزیابی فرصت‌ها، می‌تواند تصویری جامع از خطر تقلب مالیاتی ارائه دهد. این یافته با ادبیات گسترده‌ای که در سال‌های اخیر در حوزه یادگیری ماشین و تشخیص تقلب منتشر شده، کاملاً همسو است و می‌تواند به‌عنوان چارچوبی بومی برای شرایط اقتصاد ایران مورد استفاده قرار گیرد.

این پژوهش محدودیت‌هایی دارد که باید در تفسیر نتایج مدنظر قرار گیرد. نخست اینکه داده‌ها تنها مربوط به شرکت‌های تولیدی پذیرفته‌شده در بورس هستند و ممکن است رفتار شرکت‌های غیر بورسی یا صنایع خدماتی متفاوت باشد. دوم اینکه بخشی از اطلاعات مالیاتی مورد نیاز برای برچسب‌گذاری دقیق‌تر شرکت‌ها در دسترس پژوهشگران قرار ندارد و ناچار از شاخص‌های مالی به‌عنوان جانشینی استفاده شده است. محدودیت دیگر آن است که رگرسیون لجستیک، هرچند مدلی قوی و قابل تفسیر است، اما توانایی آن در شناسایی الگوهای غیرخطی پیچیده محدود است. همچنین، بررسی رفتار مدیران، انگیزه‌های فردی و سازوکارهای حاکمیتی به دلیل نبود داده‌های کیفی قابل اتکا کمتر امکان‌پذیر بود و این می‌تواند بخشی از واقعیت رفتارهای تقلب‌آمیز را پنهان کند.

پژوهش‌های آینده می‌توانند از داده‌های مالیاتی واقعی، شامل اظهارنامه‌ها و گزارش‌های حسابرسی مالیاتی، برای تقویت مدل‌های پیش‌بینی استفاده کنند. به‌کارگیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین پیشرفته مانند XGBoost، شبکه‌های عصبی عمیق، و مدل‌های جنگل تصادفی نیز می‌تواند به افزایش دقت و حساسیت مدل کمک کند. توسعه مدل‌های چندسطحی برای بررسی اثرات صنعت، اندازه شرکت و ساختار حاکمیت نیز پیشنهاد می‌شود. همچنین تلفیق داده‌های رفتاری، روانشناختی و حاکمیتی می‌تواند فهم جامع‌تری از علل وقوع تقلب ارائه دهد. انجام مطالعات مقایسه‌ای میان کشورهای درحال‌توسعه نیز می‌تواند به تعمیم‌پذیری نتایج کمک کند.

این مدل می‌تواند به‌عنوان ابزار غربالگری اولیه برای ممیزان مالیاتی استفاده شود تا شرکت‌های پرخطر را شناسایی و اولویت‌بندی کنند. سازمان امور مالیاتی می‌تواند از شاخص‌های تحلیل‌شده در این پژوهش به‌عنوان معیارهای نظارتی در سیستم‌های ریسک‌محور بهره گیرد. شرکت‌ها نیز می‌توانند با رصد شاخص‌های مالی خود، از ایجاد فشارهای غیرضروری و شکل‌گیری رفتارهای پرخطر جلوگیری کنند. همچنین، مدیران مالی و حسابرسان داخلی می‌توانند از مدل به‌عنوان سیستم هشدار اولیه برای شناسایی نقاط آسیب‌پذیر در ساختار مالی شرکت استفاده کنند.

مشارکت نویسندگان

در نگارش این مقاله تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

تشکر و قدردانی

از تمامی کسانی که در طی مراحل این پژوهش به ما یاری رساندند تشکر و قدردانی می‌گردد.

تعارض منافع

در انجام مطالعه حاضر، هیچ‌گونه تضاد منافعی وجود ندارد.

حمایت مالی

این پژوهش حامی مالی نداشته است.

موازین اخلاقی

در انجام این پژوهش تمامی موازین و اصول اخلاقی رعایت گردیده است.

References

Aghghaleh, S., Mohammadi, M., & Shabanpour, H. (2016). Predicting financial statement fraud using Dechow F-Score model. *Journal of Financial Crime*, *23*(4), 1045-1062.

Al-Ali, A., Khedr, A. M., El-Bannany, M., & Kanakkayil, S. (2023). A powerful predicting model for financial statement fraud based on optimized XGBoost ensemble learning technique. *Applied Sciences*, *13*(4), 2272. https://doi.org/10.3390/app13042272

Al-Hiyari, F., & et al. (2022). *Detection of fraudulent financial papers by picking a collection of characteristics using optimization algorithms and classification techniques based on squirrels*. https://arxiv.org

Ali, A., Abd Razak, S., Othman, S. H., Eisa, T. A. E., Al Dhaqm, A., Nasser, M., Elhassan, T., Elshafie, H., & Saif, A. (2022). Financial fraud detection based on machine learning: A systematic literature review. *Applied Sciences*, *12*(19), 9637. https://doi.org/10.3390/app12199637

Amin, M. (2018). Factors affecting financial statement fraud: Evidence from corporate reports. *International Journal of Accounting Studies*, *5*(2), 55-72.

Bagherian, R., Kasgari, M., & Amiri, M. (2022). Financial and non-financial determinants of fraud in Iranian public companies: The role of machine learning. *Journal of Accounting & Organizational Change*, *18*(2), 311-330.

Dechow, P. M., Ge, W., & Schrand, C. (2011). Understanding earnings quality: A review of the proxies, their determinants and their consequences. *Journal of Accounting and Economics*, *50*(2-3), 344-401. https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2010.09.001

Farber, D. B. (2005). Restoring trust after fraud: Does corporate governance matter? *The Accounting Review*, *80*(2), 539-561. https://doi.org/10.2308/accr.2005.80.2.539

Ginanjar, A., & Wibowo, A. (2025). Data Mining to Detect Fraud Patterns in a Taxpayer's Financial Statement. *Scientax*, *6*, 135-150. https://doi.org/10.52869/st.v6i2.571

Hossain, M. Z., Raja, M. R., & Hasan, L. (2024). Developing predictive models for detecting financial statement fraud: A machine learning approach. *European Journal of Theoretical and Applied Sciences*, *2*(6), Article 22. https://doi.org/10.59324/ejtas.2024.2(6).22

Kamrani, H., & Abedini, B. (2023). Developing a Financial Statement Fraud Detection Model Using Artificial Neural Network and Support Vector Machine Methods in Companies Listed on the Tehran Stock Exchange. *Scientific Research Journal of Accounting and Financial Management*.

Kou, G., Peng, Y., & Wang, G. (2014). Evaluation of classification algorithms using MCDM and rank correlation. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, *13*(01), 31-52.

Kumar, S. (2021). Financial ratios and fraud detection in emerging markets. *Journal of Financial Crime*, *28*(3), 765-783.

Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). *A unified approach to interpreting model predictions*.

Majdam, A., Charmahalizadeh, S., Kohandel, M., & Nouralizadeh, N. (2023). Presenting a Model for Identifying Financial Statement Fraud Based on Psychological Components Through Grounded Theory and Meta-Synthesis. *Iranian Journal of Accounting and Economic Sciences*.

Mehr News, A. (2019). What is the Real Figure of Tax Evasion in Iran's Economy? https://www.mehrnews.com/news/4769064/

Nguyen, T. (2024). Identifying deceptive financial reporting via analysis of financial statements: Case in Vietnam. *Public SCNCHub*. https://public.scnchub.com

Piri, P., & Kazemi, T. (2022). Predicting Financial Reporting Fraud Schemes Using a Multi-Class Machine Learning Approach. *Journal of Accounting and Financial Management Research*.

Price Iii, R., Bansal, S., & Sharma, P. (2011). Empirical evaluation of Dechow F-Score model in fraud detection. *Journal of Forensic Accounting Research*, *12*(1), 77-101.

Rahimikia, A., Mohammadi, A., Rahmani, M., & Ghazanfari, M. (2017). Detection of corporate tax evasion in Iran using machine learning methods. *International Journal of Financial Studies*, *5*(4), 35.

Reeb, D., & et al. (2025). Using machine learning to detect financial statement fraud: A cross-country analysis applied to Wirecard AG. https://www.mdpi.com

Rezaei, M., Nazemi Ardakani, M., & Nasser Sadrabadi, A. (2021). Detection of Financial Statement Fraud Considering the Financial Statement Audit Report. *Iranian Journal of Accounting and Financial Research*.

Summers, S. L., & Sweeney, A. P. (1998). Fraudulent financial reporting: 1987-1997: An analysis of US public companies. *Accounting Horizons*, *12*(4), 107-125.

Zhang, X., Li, Y., & Chen, J. (2023). Detecting financial statement fraud using dynamic ensemble machine learning. *ScienceDirect*. https://www.sciencedirect.com