

Detecting financial fraud in public companies using financial and non-financial metrics with a machine learning approach

Abbas Bagherian Kasgari *

PhD student in Information Technology Management, Allameh Tabatabai University, Tehran, Iran

Iman Raeesi Vanani 

Associate Professor, Department of Industrial Management, Faculty of Management, Allameh Tabatabai University

Maghsoud Amiri 

Full Professor, Department of Industrial Management, Faculty of Management and Accounting, Allameh Tabatabai University, Tehran, Iran

Saeid Homayoun 

Associate Professor, Department of Accounting, Gävle University, Gävle, Sweden.

Abstract

Introduction:

In an era marked by rapid advancements in data analytics and increasing corporate accountability, the detection of financial fraud has become a priority for stakeholders across the global business landscape. Traditional fraud detection systems have primarily focused on analyzing financial data, often at the expense of overlooking non-financial metrics that may equally signal fraudulent activities. This oversight is significant considering the growing evidence suggesting that non-financial indicators, particularly Environmental, Social, and

* Corresponding Author: AbbasBagherian@yahoo.com

How to Cite: Bagherian Kasgari, A., Raeesi Vanani, I., Amiri, M., Homayoun, S. (2024). Detecting financial fraud in public companies using financial and non-financial metrics with a machine learning approach, *Journal of Business Intelligence Management Studies*,12(48), 1-41.

Governance (ESG) metrics, can provide critical insights into the operational integrity of organizations.

Literature Review:

Recent scholarly works and industry reports have highlighted a significant shift towards integrating ESG metrics with financial data to enhance the predictive accuracy of fraud detection systems. This integration reflects an expanded understanding of what constitutes corporate transparency and accountability, extending beyond mere financial disclosures to include broader sustainability and governance factors. Indeed, the integration of these diverse data sources promises a more holistic approach to fraud detection, aligning with contemporary demands for corporate responsibility and ethical business practices. The research presented in this paper builds on this foundation by employing advanced machine learning (ML) and deep learning (DL) algorithms to analyze a combination of financial and non-financial metrics. The study's innovative approach leverages a decade's worth of data from over 6000 public companies, utilizing a variety of ML and DL models to explore the efficacy of integrated datasets in predicting fraudulent activities more effectively than traditional methods. The findings aim to contribute not only to academic discourse but also to practical applications in corporate governance, offering valuable insights for regulators, investors, and policymakers committed to upholding the highest standards of corporate ethics and governance. By synthesizing complex data sets and applying sophisticated analytical techniques, this research underscores the potential of ML and DL models to revolutionize fraud detection, setting a new standard for both the scope and depth of fraud analysis.

Objective:

The primary goal of this research is to improve financial fraud detection in public enterprises by integrating Environmental, Social, and Governance (ESG) metrics with traditional financial data, using machine learning (ML) and deep learning (DL) techniques. This approach addresses the limitations of traditional systems that focus mainly on financial indicators, often missing non-financial signs of

fraud. This study rigorously tests various ML and DL models trained on ESG-enriched datasets against those using only financial data, exploring whether a holistic approach can enhance fraud predictiveness. The research aims to offer a broader view of company operations, in line with sustainable practices, potentially shifting how data science is applied in fraud detection. Ultimately, this study seeks to enrich discussions on integrating financial and non-financial data in fraud detection, influencing future corporate risk and governance strategies, and improving fraud prediction accuracy in line with emerging standards of corporate accountability and transparency.

Method:

This study employs a sophisticated analytical approach using machine learning (ML) and deep learning (DL) to enhance financial fraud detection, leveraging a robust dataset that includes both traditional financial indicators and Environmental, Social, and Governance (ESG) metrics from over 6000 public companies worldwide. These metrics, sourced from reputable databases such as Thomson Reuters ASSET4, are crucial for advanced analyses. The methodology involves thorough data preprocessing, including handling missing values, normalizing data, and encoding categorical variables, with a focus on balancing the dataset using oversampling techniques to counter class imbalance and improve model generalization for detecting rare fraudulent cases.

The research rigorously evaluates various ML and DL models like Decision Trees, Naive Bayes, SVM, CNN, LSTM, and ensemble methods such as Bagging, Extra Trees, and Random Forests. The models are trained and tested on divided datasets to assess their effectiveness using metrics like accuracy, precision, recall, F1-score, and the Matthews Correlation Coefficient (MCC), with extensive validation techniques including cross-validation to ensure stability and prevent overfitting. The models' performance is compared with baseline models that use only financial data, highlighting the benefits of

integrating ESG metrics for deeper insights and enhanced predictiveness in fraud detection.

Results:

This study evaluates the integration of Environmental, Social, and Governance (ESG) metrics with traditional financial data in detecting financial fraud using various machine learning (ML) and deep learning (DL) algorithms. Results highlight the enhanced performance of fraud detection models when using combinations of financial and ESG metrics. Notably, the Extra Tree classifier and bagging algorithms excelled, particularly when analyzing balanced datasets that included both types of metrics. The use of oversampling techniques proved crucial in improving detection rates for rare fraudulent cases, thus balancing the dataset and reducing bias.

Models integrating both financial and ESG data consistently outperformed those using only one data type, enhancing accuracy, precision, recall, and F1 score. This underscores the value of a multidimensional approach in fraud detection. Advanced metrics like the Matthews Correlation Coefficient (MCC) and the Area Under the ROC Curve (AUC) provided a nuanced assessment of model performance, with higher MCC and AUC values indicating greater effectiveness in identifying fraudulent activities. The integration of ESG metrics was particularly effective in identifying potential fraud in companies that might appear financially sound but engage in unethical practices.

The findings recommend that companies, regulatory bodies, and technology developers adopt integrated approaches that encompass both financial and ESG data to improve fraud detection. Future research could focus on real-time data integration and more complex models like hybrid deep learning frameworks to further boost detection capabilities. The study demonstrates that using ESG metrics alongside financial data with advanced ML techniques significantly improves the accuracy and reliability of fraud detection systems, aligning with sustainable business

practices and setting the stage for future innovations in fraud detection. This comprehensive approach not only yields superior performance but also enhances the model's capabilities, emphasizing the effectiveness of combining financial and non-financial data.

Conclusion:

This research significantly advances the use of machine learning (ML) and deep learning (DL) in detecting financial fraud, highlighting the integration of Environmental, Social, and Governance (ESG) metrics with traditional financial data to enrich datasets and enhance model predictive power. Models trained on datasets combining financial and ESG metrics show superior performance in accuracy, precision, recall, and F1 score, improving anomaly detection and fraud prediction. The use of oversampling techniques addresses class imbalance issues, enhancing sensitivity to rare fraudulent cases and boosting the performance of ensemble methods like the Extra Tree classifier.

The findings highlight the critical role of ESG metrics in enhancing corporate governance and risk management, providing deeper insights into non-financial behaviors that indicate potential risks, which supports more informed decision-making and boosts transparency. Future research should investigate real-time fraud detection systems and the use of unsupervised and semi-supervised models to adapt to evolving fraud tactics. Practitioners are encouraged to adopt advanced machine learning (ML) and deep learning (DL) techniques, incorporating ESG metrics to improve fraud detection systems' accuracy and reliability, aligning with sustainable business practices and setting new standards in fraud detection technology.

Keywords: Fraud detection intelligent systems, deep learning, machine learning, financial metrics, non-financial metrics (ESG).

JEL Classification: G32, G38, C81, C88, D83, K42

Paper Type: *Research Paper.*

Citation: (2024). Detecting financial fraud in public companies using financial and non-financial metrics with a machine learning approach. *Business Intelligence Management Studies*, *(*), *-* [In Persian].

آماده انتشار

شناسایی تقلب مالی در شرکت های سهامی عام با استفاده معیارهای مالی و غیر مالی با رویکرد یادگیری ماشین

- عباس باقریان کاسگری * ID دانشجوی دکتری رشته مدیریت فناوری اطلاعات، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران
- ایمان رئیسی وانانی ID دانشیار گروه مدیریت صنعتی- دانشکده مدیریت، دانشگاه علامه طباطبائی
- مقصود امیری ID استاد تمام گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران
- دکتر سعید همایون ID دانشیار گروه حسابداری، دانشگاه گوله، گوله، سوئد.

چکیده

بیشتر سیستم های تشخیص تقلب سنتی برای شناسایی تقلب مالی، صرفاً معیارهای مالی را در نظر می گیرند که به نظر می رسد درحالی که این احتمال وجود دارد که شرکت های متقلب علاوه بر تقلب های مالی، مرتکب سایر انواع تقلب های غیر مالی نیز شوند. اگرچه تحقیقات اخیر، بیش از حد بر اهمیت داده های مالی به عنوان تنها فاکتور پیش بینی کننده تقلب تأکید کرده اند؛ هیچ مطالعه ای بر معیارهای غیر مالی یا ESG به عنوان یک فاکتور کمکی برای برای پیش بینی تقلب انجام نشده است. لذا هدف این تحقیق این است که با ارائه یک مدل یادگیری ماشینی پیشرفته و یادگیری عمیق، امکان بهبود پیش بینی تقلب های بر اساس ترکیبی از داده های مالی و ESG، را بررسی نماید. در این پژوهش با استفاده از الگوریتم های نظارت شده یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، به بررسی چگونگی شناسایی تقلب مالی در بازه زمانی ۱۰ ساله منتهی به سال ۱۴۰۱ پرداخته می شود. این تحقیق به طور نوآورانه ای نشان داد که استفاده از مدل ترکیبی مبتنی بر داده های مالی و معیارهای غیر مالی قدرت پیش بینی کننده ای بهتری برای تقلب های مالی نسبت به تکیه صرف بر داده های مالی دارد. مطابق یافته های این تحقیق، در پاسخ به پرسش اول این تحقیق، در میان الگوریتم های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، بالاترین کارایی در برای الگوریتم طبقه بندی Bagging مشاهده گردید. همچنین یافته های این تحقیق در خصوص سوال دوم تحقیق نشان می دهد که مجموعه داده ای همه ویژگی ها (مدل ترکیب

داده‌های مالی و غیرمالی) کارایی بهتری در مقایسه با مجموعه داده‌های مالی به تنهایی) و غیرمالی به تنهایی داشته است.

کلیدواژه‌ها: سیستم‌های هوشمند کشف تقلب، یادگیری عمیق، یادگیری ماشین، معیارهای مالی، معیارهای غیر مالی (ESG).

آماده انتشار

مقدمه

موضوع شناسایی تقلب در شرکت‌های سهامی عام یک چالش جهانی بزرگ است که عدم موفقیت در آن بر سهامداران و ذینفعانی مانند سرمایه‌گذاران خرد تأثیر منفی می‌گذارد و خسارت قابل توجهی بر اقتصاد جهانی وارد می‌کند. بر اساس گزارش دفتر مبارزه با مواد مخدر و جرم سازمان ملل متحد (۲۰۲۰)، هزینه تخمین سالانه جرایم پولشویی به تنهایی تا ۲ تا ۵ درصد تولید ناخالص داخلی جهانی و بالغ بر ۲ تریلیون دلار است. با این حال، این ارقام خیره‌کننده تنها بخشی از هزینه کلی تقلب را نشان می‌دهد. هنگام در نظر گرفتن هزینه‌های غیرمستقیم، مانند آسیب به شهرت، افزایش هزینه‌های عملیاتی، و از دست دادن کسب و کار به دلیل کاهش اعتماد، تأثیر کل تقلب بسیار عمیق‌تر است. این مساله می‌تواند ریسک را در صنایع مختلف افزایش دهد و به طور بالقوه منجر به ورشکستگی شرکت‌ها شود. با توجه به اینکه تقلب مالی ممکن است اثرات غیر مالی نیز در برداشته باشد، در این تحقیق متغیرهای غیر مالی نیز در کنار متغیرهای مالی برای پیش‌بینی ریسک وقوع تقلب مورد بررسی قرار می‌گیرد.

در این تحقیق، ابتدا با بررسی تحقیقات گذشته به شناسایی چالش‌های موجود که در تحقیقات گذشته پوشش داده نشده‌اند پرداخته شده است و سپس به بررسی چگونگی پوشش چالش موجود با استفاده از یادگیری ماشین و یادگیری عمیق مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج تحقیق جاری دارای فواید بسیار برای کشور خواهد بود و دریچه‌ای به روی محققان آتی برای گسترش این حوزه باز خواهد نمود.

پیشینه پژوهش

یکی از حوزه‌های مورد مطالعه که مورد توجه محققان حوزه تشخیص تقلب مالی قرار گرفته است، ارزیابی ریسک شرکت‌ها در نتیجه رویدادها، فعالیت‌ها و اخبار مرتبط با تقلب مالی در آنها است که میزان ریسک‌پذیری هر دارایی، بنگاه، شخص، محصول، بانک و غیره را مشخص می‌کند. وقتی از ریسک تقلب مالی صحبت می‌شود، شامل انواع مختلفی می‌شود که مرتبط به انواع تقلب مالی است، مانند ریسک ورشکستگی، ریسک اعتباری، ریسک رتبه اعتباری شرکت، ریسک وام/بیمه نامه، رتبه‌بندی وثیقه، درخواست وام، از بین رفتن اعتبار مصرف‌کننده، رتبه شرکت، ریسک تصمیم‌گیری برای انتخاب وام، پیش‌بینی اوضاع

بد مالی، پیش‌بینی عدم موفقیت در تجارت، و سایر ریسک‌های مالی. (ازبیگلو^۱ و همکاران، ۲۰۲۰)

پیش‌بینی ریسک‌های تقلب برای ارزیابی و شناسایی صحیح وضعیت ریسک شرکت در چنین مواردی بسیار مهم است، زیرا قیمت‌گذاری دارایی شرکت متأثر از این ارزیابی ریسک است. در سالیان گذشته، بحران وام مسکن براساس ارزیابی نادرست از ریسک تعویض اعتبار (CDS) بین مؤسسات مالی رخ داد و باعث شد که حباب املاک و مستغلات در سال ۲۰۰۸ ترکیده و منجر به رکود بزرگ شود (مارتین دین بیلی^۲ و همکاران، ۲۰۰۸). بسیاری از مطالعات ارزیابی ریسک براساس اطلاعات امتیازدهی اعتباری و طبقه‌بندی وضعیت حساب‌های بانکی انجام شده‌اند. همچنین برخی مطالعات انجام شده نیز به بررسی امکان تشخیص یا پیش‌بینی تقلب در شرکت‌ها با استفاده از اطلاعات مالی می‌پردازند.

در تحقیقات ارزیابی ریسک تقلب مالی، بیشتر از اطلاعات صورت‌های مالی شرکت، گزارش‌های مالی یا گزارش‌های تحلیلی و همچنین داده‌های خرد/کلان استفاده شده است. در نتیجه، مدل‌هایی که با موفقیت داده‌های مکانی و زمانی را ادغام می‌کنند، احتمالاً عملکرد بهتری دارند. بنابراین محققان قبلی این حوزه، ترجیح دادند که از مدل‌های DMLP، LSTM و CNN استفاده نمایند. از آنجاییکه ارزیابی ریسک مالی می‌تواند به عنوان یک مساله طبقه‌بندی در نظر گرفته شود، انتخاب مدل‌های DMLP و CNN گزینه‌های منطقی‌تری برای چنین تحقیقاتی بودند. با این وجود، به نظر می‌رسد که استفاده از LSTM، برای حل مسائل راحت‌تر بود و برای همین بیشتر مورد استقبال محققان قبلی قرار گرفته است. در این میان، هر جا که محقق دسترسی بهتری به داده‌ها و وسیع‌داشته، از روش یادگیری عمیق استفاده نموده است. در میان مجموعه داده‌های مورد استفاده، داده‌های صورت‌های مالی، داده‌های قیمت و داده‌های مرتبط با آمار مصرف و فروش شرکت‌ها، بیشتر مشاهده می‌گردد. تعداد اندکی از محققان که از داده‌های دیگری غیر از ارقام مالی استفاده نموده‌اند، سراغ داده‌های یادداشت‌های از جنس متن در صورت‌های مالی رفته‌اند که باز هم به نوعی مرتبط با اطلاعات سوابق مالی شرکت است (ازبیگلو^۱ و همکاران، ۲۰۲۰).

بیشتر سیستم‌های تشخیص تقلب سنتی برای تجزیه و تحلیل تقلب مالی، صرفاً معیارهای مالی را برای کشف تقلب در نظر می‌گیرند که به نظر می‌رسد که برای بررسی جامع انواع تقلب

¹ A. M. Ozbayoglu

² Martin Neil Baily

شرکت‌ها کافی نیستند زیرا این احتمال وجود دارد که شرکت‌های آسیب پذیرتر علاوه بر تقلب‌های مالی، مرتکب سایر انواع تقلب غیر مالی نیز شوند. اگرچه تحقیقات اخیر، بیش از حد بر اهمیت داده‌های مالی به عنوان تنها فاکتور پیش‌بینی‌کننده تقلب تأکید کرده‌اند؛ هیچ مطالعه‌ای بر معیارهای غیر مالی یا ESG به عنوان یک فاکتور کمکی برای پیش‌بینی تقلب انجام نشده است. حتی اکثر محققان اخیر نیز برای تشخیص تقلب و ارزیابی ریسک آن، از بررسی صرفاً مبتنی بر داده‌های مالی با روش یادگیری ماشین/عمیق استفاده نمودند. در میان این تحقیقات، جای خالی بررسی تقلب با معیارهای غیر مالی دیده می‌شود. بنابراین در این تحقیق سعی بر آن است که نقاط ابهام مذکور که در تحقیقات قبلی به آنها پاسخ داده نشده‌اند، پوشش داده شوند. لذا هدف این تحقیق این است که با ارائه یک مدل یادگیری ماشینی پیشرفته و یادگیری عمیق برای پیش‌بینی تقلب‌های شرکت‌های سهامی عام بر اساس ترکیبی از داده‌های مالی و ESG، این شکاف را پر نماید و به توسعه سیستم‌های پشتیبانی تصمیم برای کشف تقلب مالی کمک نماید.

بررسی کمی با یادگیری عمیق و یادگیری ماشین

هوش محاسباتی در تحقیقات حوزه مدیریت در چند دهه گذشته مورد توجه قرار گرفته است. مطالعات متعددی منتشر شده است که نتیجه آن مدل‌های مختلفی است. در این راستا، روش‌های یادگیری ماشین و اخیراً یادگیری عمیق، به دلیل فراتر بودن از مدل‌های کلاسیک در حل مسائل این حوزه، توجه بسیاری را به خود جلب کرده است. یادگیری عمیق^۱ روشی برای ساخت مدل‌های یادگیری ماشین است که جهت یادگیری نمایشی سلسله مراتبی از داده‌ها به کاربرد دارند. شبکه‌های عصبی عمیق، اصطلاحی کلی است که برای مجموعه‌ای از شبکه‌های عصبی با معماری چند لایه هستند که قادرند شبکه‌های عصبی با تعداد زیادی از لایه‌ها را در ایجاد ساختارهای بازنمایی مورد نیاز در یادگیری عمیق بکار گیرند. الگوریتم‌های یادگیری ویژگی مختلفی وجود دارند که می‌توانند به صورت ناظر و بدون ناظر عمل نمایند و در تنظیم وزن‌های شبکه‌های یادگیرنده به کار گرفته می‌شوند (مهدی قیومی، ۲۰۲۲).

¹ Deep Learning

² Machine Learning

مطابق سوابق تحقیقات گذشته در حوزه سیستم های تشخیص تقلب، الگوریتم های یادگیری عمیق مختلفی قابل استفاده اند، از قبیل CNN یا شبکه کانولوشن، RNN یا شبکه بازگشتی، LSTM یا شبکه عمیق حافظه کوتاه مدت ماندگار، ماشین بولتزن محدود شده^۱، شبکه باور عمیق^۲ و شبکه رمزنگارهای خودکار^۳. معمولاً برای بررسی داده های مربوط تقلب، بعلاوه اینکه داده های موجود دارای برجسب هستند، از الگوریتم های طبقه بندی استفاده می شود. الگوریتم های یادگیری تحت نظارت قادرند آنچه را که در گذشته یاد گرفته شده را به منظور انجام پیش بینی رویدادهای آتی، با استفاده از نمونه های برجسب گذاری شده، برای داده های جدید بکار گیرند. با آغاز فرایند تجزیه و تحلیل مجموعه ای از داده های شناخته شده، الگوریتم یادگیری قادرند با استفاده از یک تابع انتزاعی برای پیش بینی مقادیر خروجی اقدام نمایند. سیستم نیز می تواند اهداف هر ورودی جدید را پس از آموزش کافی مهیا سازد. الگوریتم یادگیری می تواند خروجی خود را با خروجی صحیح در نظر گرفته شده، مقایسه نموده و با هدف تغییر مدل، خطای الگوریتم را محاسبه نمایند. در این تحقیق از میان الگوریتم یادگیری ماشین تحت نظارت، و همچنین الگوریتم های طبقه بندی^۴ استفاده می شود. در این پژوهش از یک شیوه نوآورانه ای برای دستیابی به پیش بینی با صحت بالاتر استفاده می گردد که به آن حل مساله با رویکرد همجوشی اطلاعات اطلاق می گردد. استفاده از روش همجوشی اطلاعات جهت افزایش کارایی تشخیص الگو می باشد. ترکیب تصمیم گیری جهت طبقه بندی تقلب و تشخیص آن با همجوشی چند الگوریتم کشف تقلب و ترکیب اطلاعات موجود از شرکت ها محقق می شود. در این راه کار، الگوریتم های طبقه بندی ها در یک ساختار موازی قرار می گیرند و الگوی ورودی به همه طبقه بندها اعمال می گردد و هر یک از آنها جوابی برای مساله ارائه می نمایند. سپس با تلفیق مناسبی از جواب های مذکور، پاسخ نهایی بدست می آید. در این حالت، منظور از ترکیب، ارتقای صحت حل مساله و بالابردن کارایی پیش بینی سیستم تشخیص تقلب است. همچنین نتیجه این ترکیب را با الگوریتم یادگیری جمعی^۵ جهت اعتبار سنجی مضاعف مقایسه می کنیم و به ترکیب بهینه می رسیم (سادگالی، ۲۰۱۹).

¹ Restricted Boltzmann Machines (RBMs)

² Deep Belief Networks (DBNs)

³ Autoencoders (AEs)

⁴ Classification Algorithms

⁵ Ensemble Learning

یادگیری با نظارت^۱

این دسته از الگوریتم‌ها، یک روش عمومی در یادگیری ماشین هستند که در آنها به یک سیستم، مجموعه‌ای از جفت داده‌های ورودی-خروجی ارائه شده و سیستم تلاش می‌کند تا تابعی از ورودی به خروجی را فراگیرد. یادگیری تحت نظارت نیازمند تعدادی داده ورودی به منظور آموزش سیستم است. با این حال رده‌ای از مسائل وجود دارند که خروجی مناسب که یک سیستم یادگیری تحت نظارت نیازمند آن است، برای آنها موجود نیست. هدف سیستم یادگیری به دست آوردن فرضیه‌ای است که تابع یا رابطه بین ورودی یا خروجی را حدس بزند به این روش یادگیری با نظارت گفته می‌شود.

تکنیک‌های یادگیری تحت نظارت، همواره نیاز به مجموعه داده‌ای دارند که به عنوان "تقلب" و "غیر تقلب"، برچسب گذاری شده است تا به عنوان داده‌های یادگیری، مورد استفاده قرار گیرند. مزیت اصلی یادگیری با نظارت این است که تمام کلاس‌های خروجی با الگوریتم این رویکرد دستکاری می‌شوند و می‌توانند به راحتی برای طبقه‌بندی الگوی تشخیصی و رگرسیون داده‌ها مورد استفاده قرار گیرند. یادگیری با نظارت، محدودیت‌هایی دارد. اولین محدودیت، دشواری در جمع آوری داده‌های نظارت شده یا برچسب گذاری شده است. زمانی که حجم زیادی از داده‌های ورودی وجود دارد، هزینه زیادی صرف تهیه داده‌های مذکور می‌شود. حتی در شرایطی ممکن است جمع آوری چنین داده‌هایی با برچسب گذاری کل داده‌ها، غیرممکن باشد. دومین مساله این است که گاهی پیدا کردن علائم متمایز، دشوار است و عدم قطعیت و ابهام در نظارت یا برچسب وجود دارد.

¹ Supervised Machine Learning



شکل ۱. انواع مدل‌های یادگیری با نظارت (هریم تاتسات و همکاران، ۲۰۲۰)

نمونه الگوریتم‌های یادگیری با نظارت عبارتند از (Error! Reference source not found):

- الگوریتم‌های طبقه بندی^۱ از قبیل شبکه‌های عصبی هوشمند،
- طبقه‌بند K نزدیک‌ترین همسایگی^۲،
- طبقه‌بندی درخت تصمیم^۳،
- طبقه‌بندهای ترکیبی^۴،
- الگوریتم طبقه‌بندی جنگل تصادفی^۵،
- و ماشین بردار پشتیبان^۶
- الگوریتم‌های رگرسیون^۷،

^۱ Classification

^۲ K-nearest neighbors algorithm(KNN)

^۳ Decision Tree

^۴ Ensemble Classifiers

^۵ Random Forest

^۶ Support Vector Machines

^۷ Regression

- الگوریتم رگرسیون لجستیک^۱،
- رگرسیون خطی^۲ و رگرسیون ساده،
- رگرسیون چندجمله‌ای^۳،

و همچنین از دیگر الگوریتم‌های یادگیری با نظارت، می‌توان به شبکه‌های عصبی بازگشتی^۴ RNN و کانولوشنی^۵ CNN اشاره کرد (هریم تاتسات و همکاران، ۲۰۲۰).^۶

مدل نوآورانه تحقیق

یکی از چالش‌های اصلی تحقیقات گذشته تشخیص تقلب، افزایش کارایی الگوریتم‌های یادگیری عمیق برای شناخت الگوهای تقلب است. بررسی تحقیقات مذکور نشان می‌دهد که محققان قبلی داخلی یا خارجی به طراحی سیستم هوشمند شناسایی تقلب در شرکت‌های سهامی عام بصورت تخصصی و با رویکرد جامع، نپرداخته‌اند (رئییسی وانانی و همکاران، ۱۴۰۲). در شرکت‌های سهامی عام، به دلیل گستردگی حوزه تاثیر فعالیت و طیف وسیع ذینفعان، استفاده از سیستم‌های کارای هوشمند شناسایی تقلب ضروری می‌نمایاند. رئییسی وانانی و باقریان کاسگری و همکاران (۱۴۰۲) در تحقیق خود کلیه تحقیقات بیش از دو دهه تحقیقات اخیر در حوزه سیستم‌های شناسایی تقلب مالی را بررسی نموده‌اند که نتایج آن ضمن تایید بر تاثیر تحول‌آفرین فناوری‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، بر ضرورت تغییر مجموعه داده‌های مورد استفاده در تحقیقات شناسایی تقلب برای افزایش کارایی نتایج تاکید دارد. آنها استدلال نمودند که از آنجاییکه اثر رویداد تقلب مالی، صرفاً در نتایج گزارشات مالی شرکت تاثیر گذار نیست و بر اعتبار و عملکرد شرکت و سایر ذینفعان نیز ناگزیر تاثیر می‌گذارد، بنابراین باید در شناسایی تقلب متغیرهای غیر مالی نیز در نظر گرفته شود. باوجود این، بررسی تحقیقات گذشته در این حوزه نشان می‌دهد که تحقیقات گذشته صرفاً بر استفاده از داده‌های مالی برای پیش‌بینی تقلب تمرکز کرده‌اند (فلوریان برگ و

¹ Logistic Regression

² Linear Regression

³ Polynomial Regression

⁴ Recurrent Neural Network

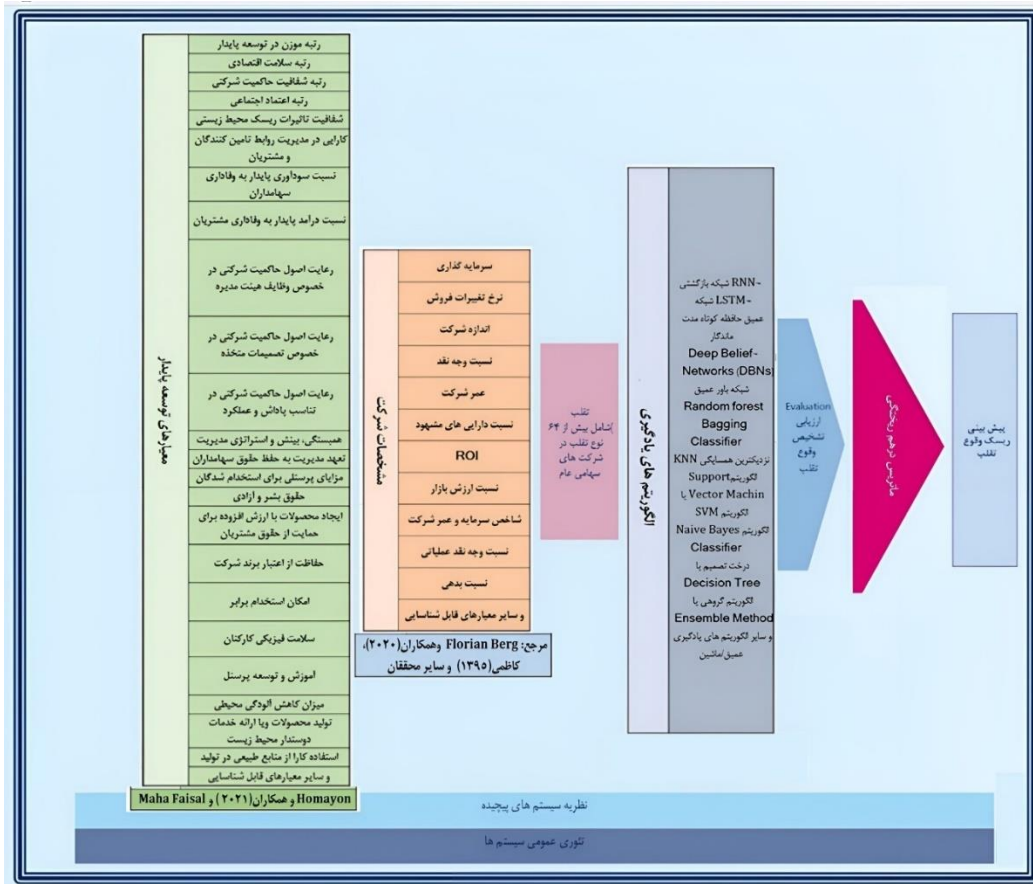
⁵ Convolutional Neural Network

⁶ Hariom Tatsat, S. P., Brad Lookabaugh (۲۰۲۰).

همکاران، ۲۰۲۰؛ کاظمی و همکاران، ۱۳۹۵ و سایر محققان) و از بررسی قابلیت پیش‌بینی گر اطلاعات غیر مالی (همایون و همکاران، ۲۰۲۱؛ ماها فای صال و همکاران، ۲۰۲۱) غافل مانده‌اند. علارغم اینکه این تحقیقات به طور روز افزونی بر استفاده از تکنولوژی‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و علم داده برای پیش‌بینی تقلب تاکید نموده‌اند، ولی بدلیل ضعف در داده‌های ورودی و عدم جامعیت متغیرها و داده‌ها، هنوز تحقیقات سیستم‌های کشف تقلب مالی به کمال خود نرسیده‌اند. بنابراین تحقیق جاری به طور نوآورانه‌ای قصد دارد تا این ضعف را پوشش داده با بکارگیری مدل ترکیبی با ادغام داده‌های سنتی مالی با عوامل غیر مالی از قبیل ESG افزایش کارایی مدل‌های تشخیص تقلب را بررسی نماید.

به عنوان یک رویکرد جدید در شناسایی تقلب مالی، بررسی پتانسیل معیارهای غیر مالی برای تشخیص تقلب، می‌تواند موجب ایجاد راه‌حل‌های پیچیده‌تر، ولی کارآمدتر و شفاف‌تر گردد. بنابراین مدل ترکیب داده‌های مالی با داده‌های غیر مالی به عنوان جدیدی تعریف می‌شود که در صورتیکه موجب افزایش کارایی تشخیص تقلب گردد، دریچه جدیدی بروی محققان آتی باز می‌نماید. (شکل ۲، مدل مفهومی پیشنهادی برای تحقیقات تشخیص تقلب).

انتشارات



شکل ۲. پیش‌بینی ریسک وقوع تقلب براساس الگوریتم‌های یادگیری ماشین و عمیق بر مبنای تئوری سیستم‌های پیچیده (مولفین)

پرسش‌های تحقیق

پرسش اصلی که تحقیق جاری به دنبال پاسخ به آن است عبارت است از: کدام یک از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق می‌توانند نتیجه اعتبار سنجی بهتری در پیش‌بینی تقلب ارائه دهند. (۲) سیستم هوشمند نظارتی طراحی شده مبتنی بر کدام یک از عوامل مالی، توسعه پایدار (ESG) یا ترکیب آنها قادر به پیش‌بینی موثرتر ریسک تقلب می‌باشند؟ پاسخ گفته خواهد شد.

مجموعه داده های تحقیق

داده های مورد استفاده در تحقیق جاری شامل داده تقلب در خصوص شرکت های خارجی، نمونه آماری شامل بیش از ۶۰۰۰ شرکت سهامی عام شامل داده های تقلب در ۶۸ کشور در سراسر دنیا می باشد. داده های مورد بررسی در تحقیق شامل داده های مالی و غیر مالی می باشند. مرجع دسته بندی داده های تقلب توسط بانک اطلاعاتی Thomson Reuters ESG ۴ASSET است که محققان متعددی از آن برای انجام پژوهش در خصوص شرکت ها استفاده نموده اند و نتایج تحقیقات ایشان در مجلات معتبر به چاپ رسیده است. در این بانک اطلاعاتی معیارهای رفتاری برای شرکت در نظر گرفته شده است که محققان را قادر به تحلیل شرکت های متفاوت در زمان ها، مکان ها و حاکمیت های متفاوت قانونی گرداند. قلمرو زمانی تحقیق عبارت است یک دوره ۱۰ ساله منتهی به سال ۲۰۲۰ است که توسط بانک اطلاعاتی Thomson Reuters ESG ۴ASSET از متغیرهای توسعه پایدار برای شرکت های مختلف ارائه شده است. این مجموعه داده، وقوع تقلب در داده های تقلب با مقادیر ۱/۰ مشخص شده است که ۱ نشان دهنده وجود تقلب و ۰ نشان دهنده عدم مبادرت به تقلب است. بسیاری از محققان گذشته نیز از این رویکرد استفاده کرده اند. داده های مورد استفاده در تحقیق جاری شامل ۱۵۰۹۸ سطر داده تقلب مربوط به ۱۱۱ متغیر مالی و غیر مالی است. در این داده ۵۲۳ سطر مربوط به تقلب هستند که نشان دهنده نامتوازن بودن داده های تقلب دارد.

متغیرهای تحقیق

این قسمت به تشریح متغیرهای مورد استفاده در این تحقیق شامل متغیر مالی و غیر مالی و همچنین متغیرهای وابسته و مستقل و تشریح آنها می پردازد. متغیر وابسته تحقیق، تقلب است که براساس سوابق پرونده های تخلفات مورد شناسایی توسط نهادهای نظارتی مشخص می شود. نمونه متغیرهای مستقل غیر مالی مورد استفاده در این تحقیق عبارتند از رتبه موزن در توسعه پایدار T رتبه سلامت اقتصادی و رتبه شفافیت حاکمیت شرکتی (Thomson ESG database ۴Reuters Asset). همچنین نمونه متغیرهای مستقل مالی مورد

استفاده در این تحقیق عبارتند از:

۱. سرمایه گذاری
۲. نرخ تغییرات فروش
۳. اندازه شرکت
۴. نسبت وجه نقد
۵. عمر شرکت
۶. نسبت دارایی های مشهود
۷. ROI
۸. نسبت ارزش بازار
۹. شاخص سرمایه و عمر شرکت
۱۰. نسبت وجه نقد عملیاتی
۱۱. نسبت بدهی

معیار سرمایه گذاری، نسبت کل سرمایه گذاری به کل دارایی است. نرخ تغییرات فروش همان نرخ رشد فروش سالانه شرکت است. معیار اندازه شرکت، معادل کل دارایی های پایان دوره است. نسبت وجه نقد همان نسبت وجوه نقد و معادل های نقدی تقسیم بر دارایی های خالص است. همچنین ROI، نسبت سود خالص میانگین کل دارایی ها است.

روش تحقیق

همانگونه که ذکر شده در این تحقیق سه دسته مجموعه داده در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته است: ۱) داده های غیر مالی یا معیارهای ESG^۱، ۲) داده های مالی^۲ و ترکیب داده های مالی و غیر مالی^۳. داده های تقلب براساس یک پراکسی احتمال تقلب به صورت درصد در اختیار قرار گرفتند که با توجه به یک سطح تعیین شده به عنوان آستانه تقلب (مانند ۶۷٪) سطح ریسک بالاتر معادل تقلب و پایین تر از آن معادل عدم تقلب در نظر گرفته شد. بنابراین همانگونه که در قسمت قبلی گفته شده، داده های شامل ستون تقلب در تحقیق شامل مقادیر ۱/۰ هستند. (۱۳۹۹ سطر داده ۱ و بقیه شامل ۰ هستند) شایان توجه است که کلیه متغیرها

¹ Environmental, Social, and Governance (ESG) metrics

² Financial data

³ Combination of ESG and Financial data

مستقل عددی (عدد اعشاری و یا عدد صحیح) هستند (ازبگلو و همکاران^۱، ۲۰۲۰ و رد ریگس و همکاران^۲، ۲۰۲۲).

روش تفسیر نتایج تحقیق

برای بررسی نتایج کسب شده از معیارهای زیر کمک می گیریم:

- معیار دقت یا Accuracy
- معیار صحت یا Precision
- معیار پوشش یا Recall
- معیار F1 score
- معیار MCC
- معیار زمان

در زیر هر یک از معیارهای مورد استفاده تعریف شده است. برای تعریف این معیارها ابتدا نیاز است که به تعریف ماتریس اغتشاش پرداخته شود زیرا این معیارها بر اساس ماتریس اغتشاش به دست می آیند. در **Error! Reference source not found.** ماتریس اغتشاش نشان داده است.

ماتریس اغتشاش جدولی است که اغلب برای توصیف عملکرد مدل طبقه بندی بر روی مجموعه ای از داده های آزمون که مقادیر واقعی آن ها مشخص است، استفاده می شود (ازبگلو و همکاران^۳، ۲۰۲۰). ماتریس اغتشاش بر اساس مفاهیم زیر بیان می شود:

- مثبت درست (TP_۴): تراکنش هایی که الگوریتم آن ها را به عنوان تراکنش تقلب پیش بینی کرده است و در واقعیت نیز این تراکنش ها تقلب هستند.
- منفی درست (TN_۵): تراکنش هایی که الگوریتم آن ها را به عنوان تراکنش نرمال پیش بینی کرده است و در واقعیت نیز این تراکنش ها نرمال هستند.

¹ A.M. Ozbayoglu, et al.

² Rodrigues, V. F., et al.

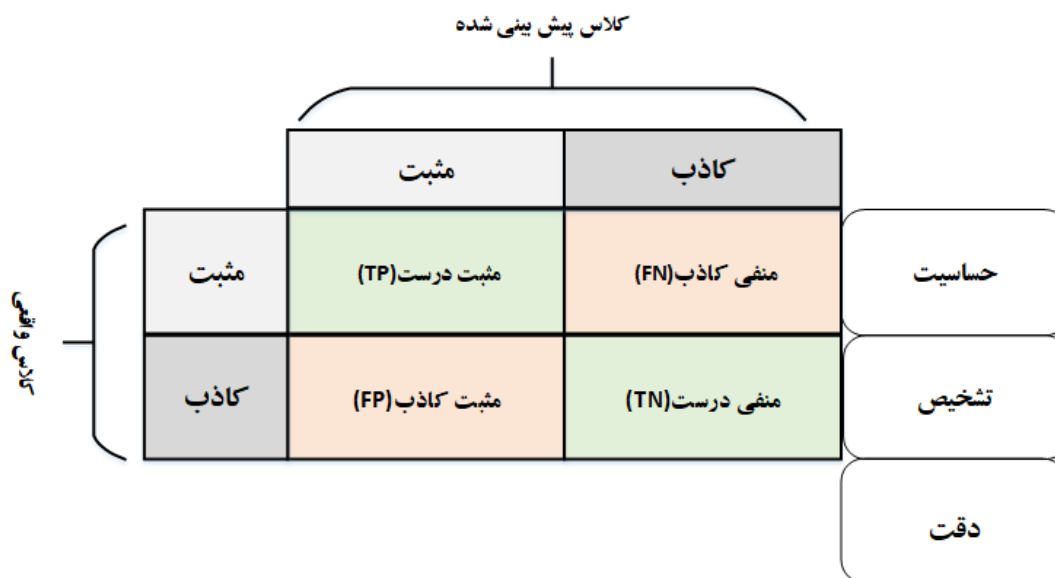
³ A.M. Ozbayoglu, et al.

⁴ True Positive

⁵ True Negative

شناسایی تقلب مالی در شرکت‌های سهامی عام با استفاده معیارهای مالی و...، باقریان کاسگری و همکاران | ۲۱

- مثبت کاذب (FP^۱): تراکنش‌هایی که الگوریتم به اشتباه آن‌ها را به عنوان تراکنش تقلب پیش‌بینی کرده است ولی در واقعیت این تراکنش‌ها یک تراکنش نرمال می‌باشند (آشتیانی و همکاران^۲، ۲۰۲۲).
- منفی کاذب (FN^۳): تراکنش‌هایی که الگوریتم به اشتباه آن‌ها را به عنوان تراکنش نرمال پیش‌بینی کرده است ولی در واقعیت این تراکنش‌ها یک تراکنش تقلب می‌باشند به عبارت دیگر برابر است با یک تراکنش تقلب که شناسایی نمی‌شود.



شکل 3. ماتریس اغتشاش و نحوه محاسبه معیارهای اصلی با استفاده از آن

- دقت (Accuracy): دقت دسته‌بندی بیشتر بر روی تشخیص درست کلاس مثبت از منفی تمرکز دارد و به تعیین عملکرد کلی طبقه‌بند می‌پردازد و نشان می‌دهد که چه تعداد از کل موارد آزمایشی به درستی توسط طبقه‌بند، طبقه‌بندی شده‌اند. دقت

¹ False Positive

² Ashtiani, M. N.

³ True Negative

به صورت فرمول (۱) بیان می‌شود (احمد راویندر و همکاران^۱، 2023، مندونکا و همکاران^۲، ۲۰۲۴).

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

• صحت (Precision): این معیار به اندازه گیری قابلیت اطمینان طبقه بند می‌پردازد و بیانگر نسبت تقلب‌های واقعی در بین تراکنش‌های هشدار داده شده است و به صورت فرمول شماره (۲) بیان می‌شود. احمد راویندر و همکاران^۳، 2023 مندونکا و همکاران^۴، ۲۰۲۴).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

• پوشش (Recall): پوشش که به عنوان حساسیت و نرخ مثبت واقعی نیز شناخته می‌شود، نسبت تقلب‌های واقعی تشخیص داده شده توسط مدل را نشان می‌دهد. پوشش به صورت فرمول شماره (۳) هست. احمد راویندر و همکاران، 2023 مندونکا و همکاران، ۲۰۲۴).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

(۳)

• امتیاز F1 (F1 score): این معیار میانگین وزن دار نرخ مثبت واقعی (پوشش) و صحت است. پوشش به صورت فرمول شماره (۴) هست. احمد راویندر و همکاران، 2023، مندونکا و همکاران، ۲۰۲۴).

¹ Ahmed, A. N. S., Ravinder

² Mendonça, M. O., et al.

³ Ahmed, A. N. S., Ravinder

⁴ Mendonça, M. O., et al.

شناسایی تقلب مالی در شرکت‌های سهامی عام با استفاده معیارهای مالی و...، باقریان کاسگری و همکاران | ۲۳

$$F1\ score = 2 \cdot \frac{precision \cdot recall}{precision + recall} \quad (۴)$$

• پارامتر دیگری است که برای ارزیابی کارایی الگوریتم‌های یادگیری ماشین از آن استفاده می‌شود. این پارامتر بیان‌گر کیفیت کلاس‌بندی برای یک مجموعه باینری می‌باشد. 'MCC'، سنج‌ای است که بیان‌گر بستگی مابین مقادیر مشاهده شده از کلاس باینری و مقادیر پیش‌بینی شده از آن می‌باشد. مقادیر مورد انتظار برای این کمیت در بازه ۱- و ۱ متغیر می‌باشد. مقدار ۱+، نشان دهنده پیش‌بینی دقیق و بدون خطای الگوریتم یادگیر از کلاس باینری می‌باشد. مقدار ۰، نشان دهنده پیش‌بینی تصادفی الگوریتم یادگیر از کلاس باینری می‌باشد. مقدار ۱-، نشان دهنده عدم تطابق کامل مابین موارد پیش‌بینی شده از کلاس باینری و موارد مشاهده شده از آن می‌باشد. پوشش به صورت فرمول شماره (5) هست. احمد راویندر و همکاران^۲، (2023).

$$MCC = \frac{TP*TN - FP*FN}{\sqrt{(TP+FN)(TP+FP)(TN+FP)(TN+FN)}} \quad (۶)$$

وقتی همه ویژگی‌ها را استفاده می‌کنیم accuracy بالا است ولی در داده‌های غیرمتوازن معیار دقت به تنهایی برای ارزیابی مناسب نمی‌باشد و باید معیارهای دیگر مانند F1-score، recall و MCC را نیز بررسی کنیم (ازبیگلو و همکاران، ۲۰۲۲).

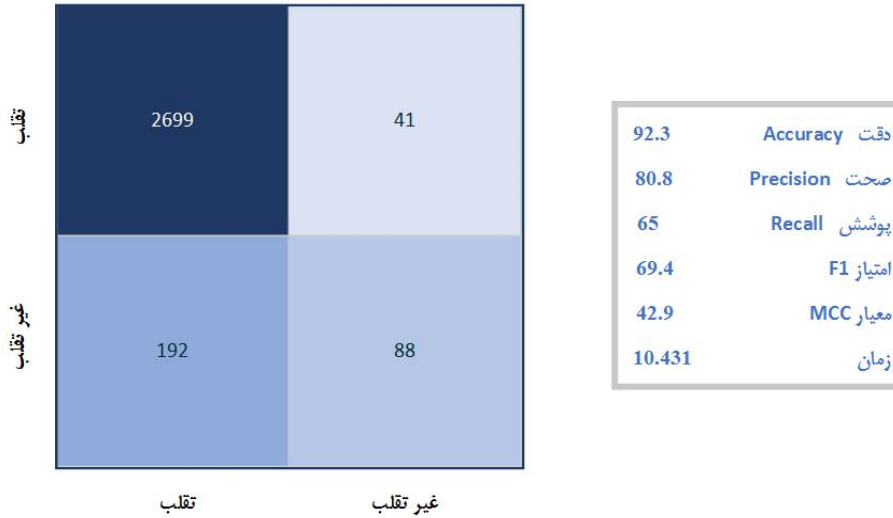
نتایج تحقیق

در این قسمت، نتایج تحقیق با الگوریتم‌ها و مجموعه‌های داده‌ای مختلف آمده است. از نظر معیار F1 در همه داده‌های مورد بررسی الگوریتم جنگل تصادفی نتایج بهتری را نشان می‌دهد که در این میان مجموعه داده ترکیبی (ترکیب داده‌های مالی و غیر مالی) بهترین عملکرد را نشان می‌دهد.

¹ Matthews correlation coefficient

² Ahmed, A. N. S., Ravinder

ماتریس درهم ریختگی



شکل ۴. نتایج ماتریس درهم ریختگی برای همه ویژگی‌ها

در استفاده از همه ویژگی‌ها شامل معیارهای مالی، غیرمالی و ترکیب مالی و غیرمالی، الگوریتم Bagging بهترین نتیجه را دارد. شکل ۴، رسم ماتریس درهم ریختگی نتایج الگوریتم‌ها را به ازای همه ویژگی‌ها را نشان می‌دهد.

جدول ۱. خلاصه یافته‌های حاصل از تحقیق

معیار					حالت
MCC	f1 score	recall	precision	accuracy	
0.429	0.694	0.653	0.906	0.923	همه ویژگی‌ها
Bagging	Bagging	Decision tree	SVM	Bagging	
0.144	0.513	0.519	0.954	0.909	ویژگی‌های غیرمالی ESG
Extra tree	Extra tree	Extra tree	Extra tree	Extra tree	
0.247	0.6	0.603	0.788	0.909	ویژگی‌های مالی
Extra tree	Decision tree	Decision tree	Voting	Extra tree	

مطابق نتایج **Error! Reference source not found.** بالاترین دقت (accuracy) در مجموعه داده‌ای همه ویژگی‌ها (مدل ترکیب داده‌های مالی و غیرمالی) برای الگوریتم طبقه‌بندی Bagging (۰,۹۲۳) مشاهده می‌شود که نشان دهنده عملکرد کلی قوی است. در استفاده از ویژگی‌های غیرمالی یا ESG بدون بیش‌نمونه‌برداری، الگوریتم Extra Tree دقت (accuracy) بالای (۰,۹۰۹) و بالاترین precision (۰,۹۵۴) ولی recall پایین‌تری (۰,۵۱۹) را به همراه دارد که نشان دهنده اثربخشی متوسط در شناسایی موارد مثبت و منفی واقعی است. با ویژگی‌های مالی، طبقه‌بندی‌کننده درخت اضافی نیز دقت (accuracy) خوبی را نشان می‌دهد (۰,۹۰۹)، اما مدل درخت تصمیم دارای MCC پایین (۰,۲۴۷) است که نشان دهنده عملکرد ضعیف‌تر در طبقه‌بندی باینری متعادل است. (**Error! Reference source not found.**) در مقایسه مدل‌ها، طبقه‌بندی‌کننده Extra Tree اغلب از نظر دقت (accuracy) پیشرو است، اما در معیارهای دیگر مانند MCC ناسازگار است. طبقه‌بندی‌کننده جنگل تصادفی عملکرد متعادل‌تری را در معیارهای مختلف نشان می‌دهد، به ویژه با روش‌های انتخاب ویژگی. همچنین روش‌های Decision Tree و Bagging معمولاً معیارهای عملکرد پایین‌تری را نشان می‌دهند که نشان دهنده اثربخشی کمتر برای این مجموعه داده خاص است. از منظر کلی ویژگی‌های ESG و مالی هر دو دقت (accuracy) بالایی را ارائه می‌دهند اما در سایر معیارها متفاوت و پایین هستند. با توجه به نتایج مذکور، داده‌های ترکیبی شامل داده‌های مالی و داده‌های غیرمالی در تمامی معیارها از دو دسته دیگر شامل داده‌های مالی به تنهایی و داده‌های غیرمالی به تنهایی، بهتر عمل می‌کنند.

در نهایت می‌توان نتیجه گرفت که اثربخشی مدل‌های یادگیری ماشین، به شدت به انتخاب ویژگی‌ها بستگی دارد. در حالی که مدل‌های مبتنی بر داده‌های مالی، از نظر دقت (accuracy) مناسب هستند، در زمینه‌های دیگر مانند precision، پوشش (recall) یا MCC ضعیف عمل کنند. این تحلیل بر اهمیت در نظر گرفتن و استفاده از داده‌های ترکیبی شامل داده‌های مالی و داده‌های غیرمالی، هنگام شناسایی تقلب مالی، تأکید می‌کند.

محدودیت‌های تحقیق و پیشنهادات برای تحقیقات آتی

نتایج تحقیقات محققین قبلی نشان‌دهنده لزوم طراحی الگوریتم‌هایی است که به تشخیص در لحظه تقلب کمک نماید و این محققین بر لزوم توسعه آن در تحقیقات آینده تاکید نموده‌اند. همچنین جای خالی تحقیقاتی با هدف پیش‌بینی تقلب در مراحل آغازین و ایجاد امکان پیشگیری از آن، در این تحقیقات مشاهده می‌گردد. بنابراین با توجه به اینکه بررسی رویکرد پیشگیری از تقلب در میان تحقیقات قبلی دیده نشده است و نظر به اینکه هدف مهم سازمان‌های نظارتی، پیشگیری از تقلب است، تحقیقات آینده باید برای یافتن راه‌حل برای آن باید توسعه یابند.

علاوه بر مزایای ادغام معیارهای غیرمالی با داده‌های مالی در سیستم‌های تشخیص تقلب که در این تحقیق آشکار گردید، استفاده از معیارهای غیر مالی (ESG) و ادغام آنها با داده‌های مالی، خالی از چالش نیست. در درجه اول، در دسترس بودن داده‌های استاندارد و قابل اعتماد غیرمالی ESG در حال حاضر محدود است. برخلاف داده‌های مالی، که به شدت افشاء می‌شوند و حتی افشای اجباری دارند، داده‌های ESG اغلب تحت رژیم‌های افشای داوطلبانه قرار می‌گیرند، که منجر به داده‌هایی می‌شود که می‌توانند بعضاً پراکنده و متناقض باشند (Kwamie Dunbar, ۲۰۲۳). علاوه بر این، ماهیت نیمه کیفی برخی از معیارهای ESG، ادغام آنها را در مدل‌های کمی تشخیص تقلب مالی، که عمدتاً بر متغیرهای عددی و طبقه‌ای هستند را پیچیده می‌کند. علاوه بر این، گنجاندن این متغیرهای اضافی می‌تواند منجر به افزایش پیچیدگی مدل شود، که نیازمند تکنیک‌های محاسباتی پیچیده‌تر است که به‌طور بالقوه موجب به خطر انداختن تفسیرپذیری مدل می‌شود (Li, Shi و Asal, ۲۰۲۳). تحقیقات آینده باید راه‌های جدیدی برای مدیریت این چالش‌ها در نظر بگیرند. این راه‌کارها می‌توانند شامل استانداردسازی معیارهای غیرمالی ESG و توسعه الگوریتم‌هایی با قابلیت پردازش انواع داده‌های ناهمگن باشند. (Jiawei Zhang, ۲۰۲۳, Xunfa Lu, ۲۰۲۳).

با توجه به محرمانه بودن داده‌های تقلب و همچنین نادر بودن آنها، مجموعه داده‌های تقلب به سختی در دسترس محققان قرار گرفت. در این تحقیق داده‌های تقلب در بیش از ۶۴ کشور مورد بررسی قرار گرفت که با توجه به نادر بودن موارد تقلب، دیتاست موجود بشدت غیرمتوازن بود که تحقیقات آتی می‌توانند اثر راه‌حل‌های رفع عدم توازن را بر

پیش‌بینی‌پذیر تقلب بررسی نمایند. همچنین باتوجه به عدم افشای عمومی داده‌های پرونده‌های شرکت‌های متخلف در ایران، در این بررسی، داده‌های کشور خارج از دسترس محققین بوده است. بعلاوه باتوجه به عدم افشای گزارشات ESG در کشور، امکان بررسی این تحقیق در خصوص شرکت‌های ایرانی پس از افشای اطلاعات مذکور میسر خواهد بود. همچنین بررسی اثر معکوس به معنای اثر وقوع رویداد تقلب مالی بر متغیرهای غیر مالی نیازمند دسترسی اطلاعات تفصیلی است که مجموعه داده‌های آن در دسترس محققان تحقیق جاری نبوده است.

در این تحقیق بانک اطلاعاتی معیارهای رفتاری برای شرکت در نظر گرفته شده است (بانک اطلاعاتی Thomson Reuters ASSET ESG) که محققان را قادر به تحلیل شرکت‌های متفاوت در زمان‌ها، مکان‌ها و حاکمیت‌های متفاوت قانونی گرداند، لکن خصوصیات خاص درونی شرکت‌ها در کشورهای مختلف در تحقیقات آینده می‌تواند مورد بررسی قرار گیرد که به دلیل عدم دسترسی به داده‌های دیگر، جزء محدودیت‌های تحقیق فعلی محسوب می‌گردد.

تعارض منافع

این تحقیق فاقد هرگونه تعارض منافع است.

ORCID

Abbas Bagherian
Kasgari

 <https://orcid.org/0000-0003-1630-5207>

Iman Raeesi Vanani

 <https://orcid.org/0000-0001-8324-9896>

Maghsoud Amiri

 <https://orcid.org/0000-0002-0650-2584>

Saeid Homayoun

 <https://orcid.org/0000-0002-2536-0446>

منابع

- استراوس، انسلم؛ کرین، جولیت. ۱۳۹۴. مبانی پژوهش کیفی فنون و مراحل تولید نظریه زمینه‌ای، ابراهیم افشار، تهران: نشر نی.
- باقریان، عباس، ۱۳۸۵، بورس الکترونیک؛ استانداردها و سیستم های هوشمند نظارتی، اولین همایش سراسری بورس الکترونیک، قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین،
<https://www.civilica.com/Paper-SEB-SEB-101-01.html>.
- بولو، قاسم، برزیده، فرخ، اله یاری ابهری، حمید. (۱۳۹۹). الگویی برای ارزیابی خطر تقلب در حسابرسی صورت‌های مالی. مجله دانش حسابداری، ۱۱(۴)، ۲۵-۴۵. doi: ۱۰.۲۲۱۰۳/jak.۱۰.۲۲۱۰۳.۱۵۸۸۰,۳۲۵۴
- بهرامی، آسوه، فروش، ایرج، راد، عباس، & محمد ملقرنی، عطااله. (۱۴۰۰). تقلب در صورت‌های مالی و تکنیک‌های نوین مورد استفاده جهت کشف آن. مطالعات حسابداری و حسابرسی، ۱۰(۳۸)، ۱۰۵-۱۱۸. doi: ۱۰.۲۲۰۳۴/iaas.۱۰.۲۲۰۳۴.۱۳۴۵۴۷
- ثقفی، دکتر علی، بهار مقدم، دکتر مهدی. (۱۳۸۷). محرک‌های مؤثر بر مدیریت سود. توسعه و سرمایه، ۲(۲۱)، ۱۰۳-۱۲۵. doi: ۱۰.۲۲۱۰۳/jdc.۱۰.۲۲۱۰۳.۱۸۹۴
- جلال جمالی؛ علی اصغر متقی؛ احمد محمدی. "مطالعه مقایسه‌ای الگوهای پیش‌بینی ورشکستگی و ارائه الگوی بهینه برای محیط اقتصادی ایران". توسعه و سرمایه، ۶، ۲، ۱۴۰۰، ۱۱۱-۱۳۴. doi: ۱۰.۲۲۱۰۳/jdc.۱۰.۲۲۱۰۳.۱۸۷۲۸,۱۱۸۷
- جهانگیر یاری، بررسی موانع ایجاد سازمان یادگیرنده در مراکز آموزش ایران خودرو، سال اول، شماره ۴، زمستان ۱۳۸۷.
- حسن حکمی (۱۳۹۲)، رویکرد شناختی؛ تاریخچه، بینایی و توجه، علوم شناختی و هوش ماشین. دانیل رایف، استفن لیس، فریدریک جی. فیکو (۱۳۸۵)، چ دوم، تحلیل پیام های رسانه ای (کاربرد تحلیل محتوای کمی در. تحقیق)، ترجمه مهدخت بروجردی علوی، تهران، سروش.
- رضائیان، علی (۱۳۷۷). تجزیه و تحلیل و طراحی سیستم، م تهران: سمت.
- رئیس و انانی، ایمان، باقریان کاسگری، عباس، امیری، مقصود، & همایون، سعید. (۱۴۰۲). تحلیل محتوای دو دهه پژوهش های سیستم های هوشمند نظارتی برای شناسایی تقلب مالی. توسعه و سرمایه، (۰)، -. doi: ۱۰.۲۲۱۰۳/jdc.۱۰.۲۲۱۰۳.۱۴۲۶,۲۲۲۶۳
- سرمه، زهره، بازرگان، عباس و حجازی، الهه، روش های تحقیق در علوم رفتاری، بهار ۱۳۹۰، تهران، نشر آگه.

شناسایی تقلب مالی در شرکت‌های سهامی عام با استفاده معیارهای مالی و...، باقریان کاسگری و همکاران | ۲۹

سنگه، پیتز (۱۳۷۷). پنجمین فرمان، ترجمه حافظ کمال هدایت، محمد روشن. تهران: نشر سازمان مدیریت صنعتی.

سیاوش شایان، سیده فاطمه نوربخش و همکاران، تئوری پیچیدگی و رویکرد کلاسیسم در سیستم‌های ژئومورفیک، مطالعات جغرافیایی مناطق خشک، سال ششم، شماره بیستم و سوم، بهار ۱۳۹۵. شکوهی فرد، سیامک، ابوالحسنی، اصغر، و فرهنگ، امیرعلی. (۱۴۰۰). اثرات فساد بر شکنندگی مالی در ایران: رهیافت رگرسیون کوانتایل. توسعه و سرمایه، ۶(۲)، ۹۳-۱۱۰. doi: ۲۰۲۱, ۱۸۴۶۰, ۱۱۶۹/jdc.۱۰, ۲۲۱۰۳

فاضلی، ن.ا. (۱۳۷۶). "آموزش، تحقیق و ترویج (تحلیل محتوای نامه علوم اجتماعی)"، نمایه پژوهش، سال اول، تابستان.

قائدی، محمدرضا و همکاران (۱۳۹۵). روش تحلیل محتوا، از کمی گرایی تا کیفی گرایی، فصلنامه علمی-پژوهشی «روشها و مدل‌های روانشناختی»، دوره ۷، شماره ۲۳، اردیبهشت ۱۳۹۵، صفحه ۸۲-۵۷

قربانیان، امیر، عبدلی، محمدرضا، ولیان، حسن، و بودلانی، حسن. (۱۴۰۲). ارزیابی کارکردهای حسابرسی داخلی شهروند شرکتی. توسعه و سرمایه، ۸(۱)، ۱۴۳-۱۶۵. doi: ۲۰۲۲, ۱۹۸۵۸, ۱۲۷۳/jdc.۱۰, ۲۲۱۰۳

قیومی، مهدی (۲۰۲۲)، یادگیری عمیق در عمل، دانشگاه کرنل، ISBN ۹۷۸۰۳۶۷۴۵۸۶۲۱. کاظمی، توحید، ۱۳۹۵، انتخاب سبد سهام بهینه از بین سهام شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از الگوریتم مورچگان، پایان نامه کارشناسی ارشد، رشته حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز.

کردستانی، دکتر غلامرضا، آشتاب، علی. (۱۳۸۸). پیش‌بینی مدیریت سود بر مبنای تعدیل سود هر سهم. توسعه و سرمایه، ۲(۲)، ۱۴۱-۱۵۸. doi: ۲۰۰۹, ۱۹۱۲/jdc.۱۰, ۲۲۱۰۳

کمیته تدوین استانداردهای حسابداری، استانداردهای حسابداری، سازمان حسابرسی. کودره، دیوید، پیشگیری و کشف تقلب به کمک رایانه، ۱۳۹۱، ترجمه امیر پوریان‌نسب و آیدا پوریان‌نسب، انتشارات هوشیار ممیز، تهران.

گل‌ایری، تحفه، کرد، صفوره، و خاری، رضا. (۱۳۹۹). مسئولیت حسابرسان و کشف تقلب. شیاک، ۶(۶) (پیاپی ۵۷)، ۱۳۵-۱۴۲. <https://sid.ir/paper/fa525408SID>

گلدمن، پیتز و کافمن، هیلتون، ۱۳۹۵، راهنمای کاربردی ریسک‌های تقلب و کنترل‌های ضد تقلب، ترجمه امیر پوریان‌نسب و محسن قاسمی، انتشارات حساب‌افزار ایرانیان، تهران.

مدرس، دکتر احمد، افلاطونی، عباس. (۱۳۸۸). مدیریت سود در شرکت‌های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران. توسعه و سرمایه، ۲(۲)، ۵۱-۷۲. doi: ۲۰۰۹, ۱۹۰/jdc.۱۰, ۲۲۱۰۳

- محمدرضا قدوسی و همکاران (۱۳۹۸)، ارائه چارچوب حکمرانی دانش در شبکه‌های اجتماعی، دو فصلنامه علمی مدیریت اطلاعات، دوره ۵، شماره ۱.
- مشایخی، بیتا و همکاران، ۱۳۹۲، تدوین مدل کیفیت حسابرسی، فصلنامه بورس و اوراق بهادار، سال ششم، ش ۲۳، پاییز ۱۳۹۲، ص ۱۰۳-۱۳۷.
- منصور صادقی ما لامیری، ۱۳۹۳، رفتارهای سه گانه بخل، میانه روی و اسراف از دیدگاه سیستمی، دو فصلنامه علمی پژوهشی مدیریت اسلامی، سال ۲۲، شماره ۱، بهار و تابستان ۱۳۹۳، ۱۴۱-۱۶۶.
- میر یعقوب سید رضایی، ۱۳۹۵، تنوع بخشی و پیچیده سازی سیستم اداری به منزله الگویی برای اداره بهینه پایتخت، فصلنامه تحقیقات جغرافیایی، سال ۳۱، شماره ۴، زمستان ۱۳۹۵، شماره پیاپی ESG.۱۲۳
- مومنی راد، اکبر؛ علی آبادی، خدیجه؛ فردانش، هاشم؛ مزینی، ناصر (۱۳۹۲)، تحلیل محتوای کیفی در آیین پژوهش: ماهیت، مراحل و اعتبار نتایج، اندازه گیری تربیتی، زمستان ۱۳۹۲، سال چهارم - شماره ۱۴.
- مهرانی، دکتر ساسان، گنجی، حمیدرضا، تحریری، آرش، و عسکری، محمدرضا. (۱۳۸۸). ارزیابی رتبه بندی شرکتها بر اساس اطلاعات حسابداری و غیر حسابداری و مقایسه آن با رتبه بندی شرکتها در بورس اوراق بهادار تهران. توسعه و سرمایه، ۲(۱)، ۷-۳۲. doi: ۱۰.۲۲۱۰۳/jdc.۱۰.۱۸۹۹, ۲۰۰۹
- نمازی، دکتر محمد و ناظمی، امین. (۱۳۸۷). مروری بر پژوهشهای حسابداری انجام شده در بورس اوراق بهادار تهران. توسعه و سرمایه، ۱(۲)، ۹-۴۸. doi: ۱۰.۲۲۱۰۳/jdc.۱۰.۱۸۹۱, ۲۰۰۸
- نویدی عباس پور، ابراهیم و واعظی، جمیله، ۱۴۰۱، عوامل تعیین کننده توانایی حسابرسی برای کشف تقلب: عوامل داخلی و خارجی مطالعه موردی: حسابرسان موسسه های حسابرسی عضو جامعه حسابداران رسمی ایران، دوازدهمین کنفرانس بین المللی پژوهش های نوین در مدیریت، اقتصاد، حسابداری و بانکداری، <https://civilica.com/doc/۱۵۶۶۳۰۱>.
- هولستی، ال. آر. (۱۳۷۳). تحلیل محتوا در علوم اجتماعی و انسانی، ترجمه نادر سالار زاده امیری. تهران: انتشارات دانشگاه علامه طباطبائی (تاریخ ترجمه اثر بخ زبان اصلی ۱۹۶۹).

References

- A Fredrick(2018), The Extents of Neuroscience and Neuropsychology in the Study of Artificial Intelligence, IRA-International Journal of Applied Sciences, Vol.13, Issue 03.
- Á. Alonso et al., "An Identity Framework for Providing Access to FIWARE OAuth 2.0-Based Services According to the eIDAS European Regulation," in IEEE Access, vol. 7, pp. 88435-88449, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2926556.
- A.M. Ozbayoglu, M.U. Gudelek and O.B. Sezer, Deep learning for financial applications: A survey, Applied Soft Computing Journal(2020).
- Abakarim, Y., Lahby, M., & Attioui, A. (2018, October). An efficient real time model for credit card fraud detection based on deep learning. In Proceedings of the 12th International Conference on Intelligent Systems: Theories and Applications (pp. 1-7).
- Abdulghani, A. Q., et al. (2021). Credit Card Fraud Detection System using Machine Learning Algorithms and Fuzzy Membership.
- Abhimanyu Roy, Jingyi Sun, Robert Mahoney, Loreto Alonzi, Stephen Adams, and Peter Beling (2018). Deep learning detecting fraud in credit card transactions. In 2018 Systems and Information Engineering Design Symposium (SIEDS). IEEE.
- Abhishek Nair, Diana Reckien, M.F.A.M. van Maarseveen(2019), A generalised fuzzy cognitive mapping approach for modelling complex systems, Applied Soft Computing, Volume 84, 105754, ISSN 1568-4946, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105754>.
- Accounting standards drafting committee (2018), accounting standards, auditing organization [In Persian].
- Ahmadpour Kasgari, A., Bagherian Kasgari, R., & Bagherian Kasgari, A. (2009). The Feasibility of eXtensible Business Reporting Language for Listed Companies on Tehran Stock Exchange. English abstract and Full text in Farsi), Quarterly Journal of Securities Exchange, 2(6).
- Ahmed, A. N. S., Ravinder (2023). A Survey on Detection of Fraudulent Credit Card Transactions Using Machine Learning Algorithms. 3rd International Conference on Intelligent Communication and Computational Techniques, ICCT 2023. Jaipur, 2023 3rd International Conference on Intelligent Communication and Computational Techniques, ICCT 2023.
- Aihua Li, J. W., Zhidong Liua (2017). "Market Manipulation Detection Based on Classification Methods." Elsevier Procedia Computer Science 122: 788-795.
- Alan Hevner, S. C. (2010). "Design research in information systems: theory and practice." Springer Science & Business Media 22.
- Allan Inocencio de Souza Costa and Luis Silva. Sequence classification of the limit order book using recurrent neural networks. 2016.
- Amr Kayid(2020), The role of Artificial Intelligence in future technology, Artificial General Intelligence, DOI: 10.13140/RG.2.2.12799.23201.

- Anuj Sharma and Prabin Kumar Panigrahi. A review of financial accounting fraud detection based on data mining techniques. *International Journal of Computer Applications*, 39(1):37-47, February, 2012.
- ARGYRIS, C., DONALD, A. S. (1978), *ORGANIZATIONAL LEARNING: A THEORY OF ACTION PERSPECTIVE*, MASSACHUSETTS, ADDISON-WESLEY PUBLISHING COMPANY.
- Arwin Datumaya Wahyudi Sumari and Adang Suwandi Ahmad(2018), *Intelligent System , Cognitive Artificial Intelligence: Concept and Applications for Humankind*, Kasetsart Universit , IEEE, ISBN: 978-1-78923-607-1.
- Ashtiani, M. N. and B. Raahemi (2022). "Intelligent Fraud Detection in Financial Statements Using Machine Learning and Data Mining: A Systematic Literature Review." *IEEE Access* 10: 72504-72525.
- Aslam, Faheem; Ahmed Imran Hunjra, Zied Ftiti, Wael Louhichi, Tahira Shams(2022). Insurance fraud detection: Evidence from artificial intelligence and machine learning, *Research in International Business and Finance*, Volume 62, 2022, <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2022.101744>.
- Athanasios Drigas, Maria Karyotaki(2019), Attention and its Role: Theories and Models, *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, June 2019.
- Bagherian Kasgari, A. (2007). Electronic Stock Exchange, Standards and Intelligent Surveillance Networks. *Bourse Journal, Securities and Exchange Organization of Iran Monthly Journal*,1(61): 40-61.
- Bagherian Kasgari, A. (2009). "Company Performance Analysis Using XBRL, Intelligent Visual Fraud, and XBRL Surveillance and Analysis Desktop." Prize Winners of Ninth Global XBRL Academic Competition 2008-2009 Results , Bryant University, USA.
- Bagherian Kasgari, A. (2009). "Intelligent Visual Fraud: Supporting Fraud Detection Efforts of Exchange Regulators Using Visual Modeling." 1st International Conference on Digital Forensics and Cyber Crime: 14.
- Bagherian Kasgari, A. (2010). "Discussant speech on the paper "Enhancing the Regulation of Chinese Securities Companies, An Analysis of the Function of Information Disclosure, Jing Bian, Faculty of Law and Social Sciences, SOAS, University of London", 'THE VISIBLE HAND', European and Global Perspectives on Financial Market Regulation and Economic Governance." 8th International Workshop for Young Scholars (WISH), Organized by European Law Journal and ESSCA, Angers, Loire Valley, France.
- Bagherian Kasgari, A. (2012). "The Next Generation of Financial Mobile Networks." The 24th XBRL International Conference.
- Bagherian Kasgari, A. (2013). "XBRL Decision Cloud." US XBRL Challenge.
- Bagherian Kasgari, A., & Sheykhi, K. (2014). Stock Price Fluctuations and Corporate Forecasts Disclosure: Evidence from an Emerging Market. *International Journal of Management & Information Technology*, 9(1), 1481-1495.9(1): 1481-1495.

- Bagherian Kasgari, A. (2014). "The Relationship between Independent Auditors and Receiving Financial Facilities." *International Journal of Management Science* 1(4): 58-64.
- Kasgari, A. B. (2016). A New Prototype for Intelligent Visual Fraud Detection in Agent-Based Auditing Framework. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication (IJRITCC)*, 4(2), 070-076.
- Bagherian Kasgari, A. (2016). Is it possible to proactively detect frauds with zero cost. *Journal of Engineering and Innovative Technology (JEIT)*, 5(7).
- Bagherian Kasgari, A. (2018). "Anti-money laundering compliance recommendation and Risk Level Assessment." *Anti-Money Laundering Journal of Securities and Exchange Organization* 2(1): 1-33.
- Bagherian Kasgari, A., Mousavi, H., & Homayoun, S. (2020). Extensible Visual Business Intelligence for Analyzing XBRL Big Data on Blockchain. In *Eurofiling Online Conferences 2020 TECTONIC SHIFT, Eurofiling Innovation Day*. June 24, 2020.
- Bagherian Kasgari, Abbas., M. T. T., Saeideh Golchin Kharazi (2019). "Price manipulation fraud detection by Intelligent Visual Fraud surveillance system." *IEEE*: 1646-1651.
- BagherianKasgari, A. (2007). "Intelligent Pyramid Continues Auditing Agent Framework for Softening SOX Burden on Small Business." *X International Congress on Innovations in Teaching Accounting and Business Research (IAAER)*.
- Bagherian Kasgari, A. (2007). Software Services in OTC Markets. *Bourse Journal, Securities and Exchange Organization of Iran Monthly Journal*.
- Bagherian Kasgari, A., Ranjbarzadeh, R., Caputo, A., Baseri Saadi, S., & Bendechange, M. (2023). Brain tumor segmentation based on zernike moments, enhanced ant lion optimization, and convolutional neural network in MRI images. In *Metaheuristics and Optimization in Computer and Electrical Engineering: Volume 2: Hybrid and Improved Algorithms* (pp. 345-366). Cham: Springer International Publishing.
- Bahrami, Aso, Norush, Iraj, Rad, Abbas, & Mohammad Mulqarni, Atala. (2021). Fraud in financial statements and new techniques used to detect it. *Accounting and auditing studies*, 10(38), 105-118. doi: 10.22034/iaas.2021.134547 [In Persian].
- Bakhshi, K., et al. (2021). Fraud Detection System in Online Ride-Hailing Services.
- Barbara Kitchenham, S. C. (2007). "Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering." *Technical report, EBSE Technical Report EBSE-2007-01*: 1-57.
- Beneish, M. D. (1999). "The detection of earnings manipulation." *Financial Analysts Journal* 55(5): 24-36.
- Beneish, Messod Daniel and Vorst, Patrick(2020), The Cost of Fraud Prediction Errors. *Kelley School of Business Research Paper No. 2020-55*, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3529662> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3529662>

- Bockel-Rickermann, Christopher; Tim Verdonck, Wouter Verbeke(2023). Fraud analytics: A decade of research: Organizing challenges and solutions in the field, Expert Systems with Applications, Volume 232, 2023, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120605>.
- Boluo, Gh., Barzideh, F., Alahyari Abhari, h. (2019). A model for assessing the risk of fraud in the audit of financial statements. Journal of Accounting Knowledge, 11(4), 25-45. doi: 10.22103/jak.2020.15880.3254 [In Persian].
- Brown, Timothy, Tracie M. Majors, Mark E. Peecher(2020), Evidence on how different interventions affect juror assessment of auditor legal culpability and responsibility for damages after auditor failure to detect fraud, Accounting, Organizations and Society, Volume 87, 2020, <https://doi.org/10.1016/j.aos.2020.101172>.
- Calamaro, N., et al. (2021). "An energy-fraud detection-system capable of distinguishing frauds from other energy flow anomalies in an urban environment." Sustainability (Switzerland) 13(19).
- Chen, Yasheng, and Zhuojun Wu. 2023. "Financial Fraud Detection of Listed Companies in China: A Machine Learning Approach" Sustainability 15, no. 1: 105. <https://doi.org/10.3390/su15010105>.
- Dang, T. K., et al. (2021). "Machine learning based on resampling approaches and deep reinforcement learning for credit card fraud detection systems." Applied Sciences (Switzerland) 11(21).
- Daniel Rife, Stephen Lacy, Frederick J. FICO (2006), 2nd chapter, analysis of media messages (application of quantitative content analysis in research), translated by Mahdekht Borujerdi Alavi, Tehran, Soroush [In Persian].
- Fazli, N.A. (2008) "Education, Research and Promotion (Content Analysis of Social Sciences Letters)", Research Profile, First Year [In Persian].
- Ghorbin, Amir, Abdoli, Mohammad Reza, Valian, Hassan, and Bodlai, Hassan. (2023). Evaluation of the internal audit functions of the corporate citizen. Development and Capital, 8(1), 143-165. doi: 10.22103/jdc.2022.19858.1273 [In Persian].
- Gol Iri, Tohfa, Kurd, Safourah, and Khari, Reza. (2019). Auditor's responsibility and detection of fraud. Shabak, 6(6 (series 57)), 135-142. SID. <https://sid.ir/paper/525408/fa> [In Persian].
- Goldman, Peter and Kaufman, Hilton, (2015), Practical Guide to Fraud Risks and Anti-Fraud Controls, translated by Amir Pouria Nasab and Mohsen Ghasemi, Iranian Accounting Publishing House, Tehran [In Persian].
- Gupta, Pankaj(2023). Leveraging Machine Learning and Artificial Intelligence for Fraud Prevention, SSRG International Journal of Computer Science and Engineering, Volume 10 Issue 5, 47-52, <https://doi.org/10.14445/23488387/IJCSE-V10I5P107>.
- Habibpour, M., Hassan Gharoun, Mohammadreza Mehdipour, AmirReza Tajally, Hamzeh Asgharnezhad, Afshar Shamsi, Abbas Khosravi, Saeid Nahavandi(2023). Uncertainty-aware credit card fraud detection using deep learning, Engineering Applications of Artificial Intelligence, Volume 123, Part A, <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106248>.

- Hariom Tatsat, S. P., Brad Lookabaugh (2020). Machine Learning and Data Science Blueprints for Finance, O'Reilly Media, Inc.
- Hassan Hekami (2012), cognitive approach; History, vision and attention, cognitive science and machine intelligence [In Persian].
- Hilal, W., et al. (2022). "Financial Fraud: A Review of Anomaly Detection Techniques and Recent Advances." *Expert Syst. Appl.* 193(C): 34.
- Holsti, L. R. (1994). Content analysis in social and human sciences, translated by Nader Salarzadeh Amiri. Tehran: Allameh Tabatabai University Publications (date of translation of the original work in 1969) [In Persian].
- Iris H-Y Chiu(2023), An institutional account of responsiveness in financial regulation- Examining the fallacy and limits of 'same activity, same risks, same rules' as the answer to financial innovation and regulatory arbitrage, *Computer Law & Security Review*, Volume 51, <https://doi.org/10.1016/j.clsr.2023.105868>.
- Jahangir Yari(2017), investigation of obstacles to creating a learning organization in Iran Khodro Training Center, first year, number 4 [In Persian].
- Jalal Jamali; Ali Asghar Motaghi; Ahmad Mohammadi(2021), "Comparative study of bankruptcy prediction models and providing an optimal model for Iran's economic environment". *Development and Capital*, 6, 2, 111-134. doi: 10.22103/jdc.2022.18728.1187 [In Persian].
- Josephine Isabella, S., et al. (2020). An Efficient Study of Fraud Detection System Using MI Techniques. *Lecture Notes in Networks and Systems*. 118: 59-67.
- Kalbande, D., et al. (2021). A FRAUD DETECTION SYSTEM USING MACHINE LEARNING, 2021 12th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT), 10.1109/ICCCNT51525.2021.9580102.
- Kanika and J. Singla (2019). "Online banking fraud detection system: A review." *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering* 8(3): 959-962.
- Kanika and J. Singla (2020). A Survey of Deep Learning based Online Transactions Fraud Detection Systems, 2020 International Conference on Intelligent Engineering and Management (ICIEM), IEEE, 10.1109/ICIEM48762.2020.9160200 .
- Kanika and J. Singla (2022). "A novel framework for online transaction fraud detection system based on deep neural network." *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems* 43(1): 927-937.
- Kanika, Singla, J., & Nikita. (2021). Comparing ROC Curve based Thresholding Methods in Online Transactions Fraud Detection System using Deep Learning. 2021 International Conference on Computing, Communication, and Intelligent Systems (ICCCIS). <https://doi.org/10.1109/icccis51004.2021.9397167>
- Kazemi, Tawheed,)2015(, choosing the optimal stock portfolio from among the stocks of companies admitted to the Tehran Stock Exchange using

- the Ant algorithm, master's thesis, accounting field, Islamic Azad University, Tehran branch [In Persian].
- Khattri, V., et al. (2020). "Plastic card circumvention an infirmity of authenticity and authorization." *Journal of Financial Crime* 27(3): 959-975.
- Kodreh, David, *Prevention and detection of fraud with the help of computer*, (2013), translated by Amir Pourianesb and Aida Pouria Nasb, Hoshiar Momis Publications, Tehran [In Persian].
- Krippendorff, Klaus(2022), *Content Analysis: An Introduction to Its Methodology*, Sage Publications, <https://doi.org/10.4135/9781071878781>.
- Kurdestani, Dr. Gholamreza, Ashtab, Ali. (2009). Profit management forecast based on profit per share adjustment. *Development and Capital*, 2(2), 141-158. doi: 10.22103/jdc.2009.1912 [In Persian].
- Lee, C.(2022), Deep learning-based detection of tax frauds: an application to property acquisition tax, *Data Technologies and Applications*, Vol. 56 No. 3, pp. 329-341. , <https://doi.org/10.1108/DTA-06-2021-0134>
- Liang, Y., et al. (2021). "The application of synthetic data generation and data-driven modelling in the development of a fraud detection system for fuel bunkering." *Measurement: Sensors* 18.
- Mansour Sadeghi Ma Lamiri, (2013), the three behaviors of miserliness, moderation and extravagance from a systemic point of view, two scientific research quarterly journals of Islamic management, year 22, number 1, spring and summer 2013, 166-141 [In Persian].
- Mashayikhi, Bitā et al. (2013). *Compilation of audit quality model*, *Stock Exchange and Securities Quarterly*, Year 6, No. 23, Fall 2013, pp. 137-103 [In Persian].
- Mehrani, Dr. Sasan, Ganji, Hamidreza, Tahriri, Arash, and Askari, Mohammadreza. (2009). Evaluating the ranking of companies based on accounting and non-accounting information and comparing it with the ranking of companies in the Tehran Stock Exchange. *Development and Capital*, 2(1), 7-32. doi: 10.22103/jdc.2009.1899 [In Persian].
- Mendonça, M. O., Netto, S. L., Diniz, P. S., & Theodoridis, S. (2024). machine learning: Review and trends. *Signal Processing and Machine Learning Theory*, 869-959.
- Miriyagoub Seyed Rezaei, (2015), diversification and complexity of the administrative system as a model for the optimal administration of the capital, *Geographical Research Quarterly*, year 31, number 4 [In Persian].
- Modares, Dr. Ahmed, Platoni, Abbas. (2010). Profit management in companies listed on the Tehran Stock Exchange. *Development and Capital*, 2(2), 51-72. doi: 10.22103/jdc.2009.190 [In Persian].
- Mohammad Reza Qudosi et al. (2018), presentation of knowledge governance framework in social networks, two scientific quarterly journals of information management, volume 5, number 1 [In Persian].

- Momeni Rad, Akbar; Ali Abadi, Khadija; Fardanesh, Hashem; Mazini, Nasser (2013), qualitative content analysis in research: nature, stages and validity of results, educational measurement, fourth year - number 14.
- Moreira, Miguel Ângelo Lellis , Claudio de Souza Rocha Junior, Diogo Ferreira de Lima Silva, Marcos Alexandre Pinto de Castro Junior, Igor Pinheiro de Araújo Costa, Carlos Francisco Simões Gomes, Marcos dos Santos,,Exploratory analysis and implementation of machine learning techniques for predictive assessment of fraud in banking systems,, *Procedia Computer Science*, Volume 214, 2022, Pages 117-124, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.11.156>.
- Namazi, Dr. Mohammad and Nazimi, Amin. (2008). An overview of the accounting research done in Tehran Stock Exchange. *Development and Capital*, 1(2), 9-48. doi: 10.22103/jdc.2008.1891 [In Persian].
- Navidi Abbaspour, Ebrahim and Vaezi, Jameela, (2022), Determinants of auditing ability to detect fraud: internal and external factors, case study: auditors of auditing institutions that are members of the Certified Public Accountants Society of Iran, 12th International Conference on Modern Researches in Management, Economics, Accounting and Banking, <https://civilica.com/doc/1566301> [In Persian].
- Nazeer, I., Prasad, K.D.V., Bahadur, P., Bapat, V., Kurian, M.J.(2023). Synchronization of AI and Deep Learning for Credit Card Fraud Detection, *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, Volume 11, Issue 5s, 16 April 2023, Pages 52-59.
- Pallavi, C., et al. (2021). A relative investigation of various algorithms for online financial fraud detection techniques. *Advances in Parallel Computing*. 39: 22-32.
- Qaidi, Mohammadreza et al. (2016). Content analysis method, from quantitative to qualitative, scientific-research quarterly "Psychological methods and models", volume 7, number 23, 57-82 [In Persian].
- Quintin-John Smith, Raul Valverde(2021), A perceptron based neural network data analytics architecture for the detection of fraud in credit card transactions in financial legacy systems, *WSEAS TRANSACTIONS on SYSTEMS and CONTROL*, DOI: 10.37394/23203.2021.16.31
- Rahman, M. Y. T. M. H. N. I. K. H. A. (2022). Fraud Detection During Financial Transactions Using Machine Learning and Deep Learning Techniques. 2022 IEEE International Conference on Communications, Computing, Cybersecurity and Informatics, CCCI 2022. Z. Q. Obaidat M.S., Wu G., Hsiao K.-F., Nicopolitidis P., Guo Y. Dalian, Proceedings of the 2022 IEEE International Conference on Communications, Computing, Cybersecurity and Informatics, CCCI 2022.
- Raneem Khaled , H. A., Ehab K.A. Mohamed (2021). "The Sustainable Development Goals and corporate sustainability performance: Mapping, extent and determinants." *Journal of Cleaner Production* 311.
- Rezaian, Ali (1999). *System analysis and design*, M. Tehran: Samt [In Persian].

- Rodrigues, V. F., et al. (2022). "Fraud detection and prevention in e-commerce: A systematic literature review." *Electronic Commerce Research and Applications*: 101207.
- Sadgali, I., Sael, N., & Benabbou, F. (2019). Performance of machine learning techniques in the detection of financial frauds. *Procedia computer science*, 148, 45-54.
- Sahayasakila, V., et al. (2019). "Credit card fraud detection system using smote technique and whale optimization algorithm." *International Journal of Engineering and Advanced Technology* 8(5): 190-192.
- Salwa Al Balawi, N. A. (2023). "Credit-card Fraud Detection System using Neural Networks." *International Arab Journal of Information Technology* 20(2).
- Sange, Peter (1999). *The Fifth Commandment*, translated by Hafez Kamal Hedayat, Mohammad Roshan. Tehran: Publication of Industrial Management Organization [In Persian].
- Sarmad, Zohra, Bazargan, Abbas and Hijazi, Elaha(2018), *Research Methods in Behavioral Sciences*, Tehran, Age Publishing [In Persian].
- Seera, M., et al. (2021). "An intelligent payment card fraud detection system." *Annals of Operations Research*.
- Sh., Siavash, Nourbakhsh, S.F. et al.(2015), *Complexity Theory and Claggism Approach in Geomorphic Systems*, Geographical Studies of Arid Regions, 6th year, 23rd issue [In Persian].
- Shokohi Fard, Siamak, Abolhasani, Asghar, and Farhang, Amir Ali. (2021). Effects of corruption on financial fragility in Iran: Quantile regression approach. *Development and Capital*, 6(2), 93-110. doi: 10.22103/jdc.2021.18460.1169 [In Persian].
- Strauss, Anselm; Corbin, Juliet. (2014). *Fundamentals of Qualitative Research Techniques and Stages of Field Theory Production*, Ebrahim Afshar, Tehran: Nei Publishing [In Persian].
- Sun, Guanglin, Ting Li a, Yongfang Ai c, Qinghai Li(2023), Digital finance and corporate financial fraud, *International Review of Financial Analysis*, Volume 87, <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2023.102566>.
- Thaghafi, Dr. Ali, Bahar Moghadam, Dr. Mehdi. (2009). Effective drivers on profit management. *Development and Capital*, 1(2), 103-125. doi: 10.22103/jdc.2008.1894 [In Persian].
- Tyagi, N. K. and M. Goyal (2022). "Two tier model of exports drawback fraud detection system using intuitionistic fuzzy game theory." *Intelligent Decision Technologies* 16(2): 299-313.
- Vanini, P., Rossi, S., Zvizdic, E. et al(2023). Online payment fraud: from anomaly detection to risk management. *Financ Innov* 9, 66. <https://doi.org/10.1186/s40854-023-00470-w>
- Zhang, G., et al. (2022). "EFraudCom: An E-commerce Fraud Detection System via Competitive Graph Neural Networks." *ACM Transactions on Information Systems* 40(3).
- Zhu, Xiaoqian, Xiang Ao, Zidi Qin, Yanpeng Chang, Yang Liu, Qing He, Jianping Li(2021). Intelligent financial fraud detection practices in

post-pandemic era, Volume 2, Issue 4,
<https://doi.org/10.1016/j.xinn.2021.100176>.

Persian References

- Accounting Standards Committee. (n.d.). Accounting standards. Tehran: Organization for Accounting and Auditing.
- Baqarian, A. (2006). Electronic stock exchange; standards and intelligent supervisory systems. In Proceedings of the First National Electronic Stock Exchange Conference (pp. 1-10). Qazvin: Islamic Azad University, Qazvin Branch.
- Bolu, G., Barzeedeh, F., & Aleyari Abadi, H. (2020). A pattern for evaluating fraud risk in auditing financial statements. *Journal of Accounting Knowledge*, 11(4), 25-45. doi:10.22103/jak.2020.15880.3254
- Bahrami, A., Nouroushe, I., Rad, A., & Molkareni, A. (2021). Financial statement fraud and new techniques used to detect it. *Accounting and Auditing Studies*, 10(38), 105-118. doi:10.22034/iaas.2021.134547
- Fazli, N. A. (1997). Education, research and promotion (content analysis of social sciences letter). *Index of Research*, 1(1), 1-16.
- Ghaedi, M., & Colleagues. (2016). Content analysis method, from quantitative to qualitative. *Scientific-Research Quarterly "Methods and Models of Psychology"*, Vol. 7, No. 23, May 2016, pp. 57-82.
- Ghorbanian, A., Abdoli, M., Velian, H., & Bodlaei, H. (2023). Evaluation of the performance of corporate citizen internal audit functions. *Development and Capital*, 8(1), 143-165. doi:10.22103/jdc.2022.19858.1273
- Ghodosi, M. R., & Colleagues. (2019). Presenting a knowledge governance framework in social networks. *Journal of Information Management*, 5(1).
- Goldman, P., & Kaufman, H. (2016). A practical guide to fraud risks and anti-fraud controls. Translated by Amir PourianSab and Mohsen Ghasemi. Tehran: Hesab Afzar Iraniyan Publications.
- Hakimi, H. (2013). Cognitive approach; history, vision and attention, cognitive sciences and machine intelligence. Tehran: Sam Publishing.
- Holsti, L. R. (1975). Content analysis for the social sciences and humanities. Translated by Nader Salarzadeh Amiri. Tehran: Allameh Tabataba'i University Press (Translation date of the original work in English 1969).
- Jalali Jamali, A., Motaqi, A., & Mohammadi, A. (2022). Comparative study of bankruptcy prediction models and presentation of an optimal model for the Iranian economic environment. *Development and Capital*, 6(2), 111-134. doi:10.22103/jdc.2022.18728.1187
- Kazemi, T. (2016). Optimal portfolio selection from among the stocks of companies accepted in Tehran Stock Exchange using the ant colony algorithm. Master's thesis, Department of Accounting, Islamic Azad University, Tehran Central Branch.

- Kodre, D. (2012). Computer-assisted fraud prevention and detection. Translated by Amir PourianSab and Aida PourianSab. Tehran: Hoshiar Mamiz Publications.
- Kordestani, G. R., & Ashtyab, A. (2009). Predicting earnings management based on earnings per share adjustment. *Development and Capital*, 2(2), 141-158. doi:10.22103/jdc.2009.1912
- Mehrbani, Dr. Sasan, Ganji, Hamidreza, Taheri, Arash, & Asgari, Mohammadreza. (2009). Evaluation of company ranking based on accounting and non-accounting information and comparison with company ranking in Tehran Stock Exchange. *Development and Capital*, 2(1), 7-32. doi:10.22103/jdc.2009.1899
- Meshaiki, B., & Colleagues. (2013). Developing an auditing quality model. *Journal of Securities and Stock Exchange*, Vol. 6, No. 23, Autumn 2012, pp. 103-137.
- Miri Yaqoob Seyedrezaee. (2016). Diversification and complication of administrative system as a model for optimal management of the capital. *Journal of Geography Research*, 31(4), 123-142. ESG
- Momeni Rad, A., Aliabadi, Kh., Fardanesh, H., & Mazini, N. (2013). Qualitative content analysis in research: Nature, steps and validity of results. *Educational Measurement*, Winter 2012, Vol. 4 - No. 14.
- Modares, A., & Aflaton, A. (2009). Earnings management in companies accepted in Tehran Stock Exchange. *Development and Capital*, 2(2), 51-72. doi:10.22103/jdc.2009.190
- Namazi, Dr. Mohammad & Nazemi, Amin. (2008). A review of accounting research conducted on the Tehran Stock Exchange. *Development and Capital*, 1(2), 9-48. doi:10.22103/jdc.2008.1891
- Novidi Abbaspour, Ibrahim & Vaezi, Jamileh. (2022). Factors determining the ability of auditing to detect fraud: internal and external factors. A case study: auditors of auditing institutions member of the Society of Iranian Certified Public Accountants, 12th International Conference on Novel Research in Management, Economics, Accounting and Banking, <https://civilica.com/doc/1566301>.
- Raif, D., Liss, S., & Feick, F. G. (2006). Analyzing media messages (using quantitative content analysis in research) (2nd ed.). Translated by Mahdokht Boroujerdi Alavi. Tehran: Soroush.
- Raeesi Vanani, I., Bagherian Kasgari, A., Amiri, M., & Homayoun, S. (2023). A Comprehensive Analysis of Two Decades in Intelligent Surveillance Systems for Financial Fraud Detection Research. *Journal of Development and Capital*, -. doi:10.22103/jdc.2023.22263.1426
- Rezaeiyan, A. (1998). Analysis and design of systems, methods and techniques of system analysis and design. Tehran: Samt.
- Sarmedd, Z., Bazargian, A., & Hejazi, A. (2011). Research methods in behavioral sciences. Tehran: Agah Publishing.
- Senge, P. (1997). The fifth discipline. Translated by Hafez Kamal Hedayat, Mohammad Roshan. Tehran: Industrial Management Organization Publications.

- Shayan, S., Nourbakhsh, S. F., & Colleagues. (2016). Complexity theory and collage approach in geomorphic systems. *Journal of Geography of Arid Regions*, 6(20), 1-14.
- Shokouhi Fard, S., Abolhasani, A., & Farhang, A. (2021). The effects of corruption on financial fragility in Iran: A quantile regression approach. *Development and Capital*, 6(2), 93-110. doi:10.22103/jdc.2021.18460.1169
- Strauss, A., & Corbin, J. (2015). *Basics of qualitative research techniques and procedures for generating grounded theory* (2nd ed.). Sage Publications.
- Thghfi, A., & Bahar Moghaddam, M. (2008). Effective factors on earnings management. *Development and Capital*, 1(2), 103-125. doi:10.22103/jdc.2008.1894
- Yari, J. (2008). Investigating the barriers to creating a learning organization in the Iran Khodro Training Center. *Journal of Human Resource Management Studies*, 1(4), 1-10.

استناد به این مقاله: باقریان کاسگری، عباس، رئیسی وانانی، ایمان، امیری، مقصود، همایون، سعید. (۱۴۰۳). شناسایی تقلب مالی در شرکت‌های سهامی عام با استفاده معیارهای مالی و غیرمالی با رویکرد یادگیری ماشین. *مطالعات مدیریت کسب و کار هوشمند*، ۱۲(۴۸)، ۱-۴۱.

DOI: 10.22054/ims.2024.2401.2434



Management Studies in Development and Evolution is licensed under a Creative Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.