

Applying Deep Learning to Detect Revenue Recognition Fraud

1. Nima Rezaei^{ID*}: Department of Computer Science, University of Qom, Qom, Iran. Email: NimaR257@gmail.com (Corresponding Author)

Article history



Received: 20 July 2024
Revised: 11 August 2024
Accepted: 23 August 2024
Published: 12 October 2024

Abstract:

Financial fraud, especially in revenue recognition, poses significant challenges to modern financial systems, directly impacting transparency and public trust in financial markets. Traditional fraud detection methods have limited effectiveness in analyzing complex and large datasets. Deep learning, as an advanced artificial intelligence technology, demonstrates strong capabilities in detecting hidden and unusual patterns in financial data. This study aims to explore the application of deep learning in detecting revenue recognition fraud and compare its effectiveness with traditional methods. This descriptive-analytical study reviews the role of deep learning in detecting financial fraud. Data used include scientific articles and previous studies related to deep learning in the financial domain. Data analysis was conducted using qualitative methods, comparing the performance of deep learning with traditional techniques. Deep learning has shown superior performance in detecting complex and sophisticated fraud compared to traditional methods. It has achieved higher accuracy in identifying suspicious transactions and reducing false alarms. Additionally, deep learning has the capability to predict future fraud and uncover hidden fraud patterns, and it outperforms traditional methods in analyzing multidimensional financial data. Deep learning is recognized as an effective tool for detecting financial fraud and can enhance financial transparency by improving accuracy and efficiency. However, challenges such as the need for large datasets and ethical concerns related to AI use in this field must be addressed.

Keywords: Deep learning, financial fraud, revenue recognition, artificial intelligence, financial transparency, traditional methods.

Extended Abstract

Financial fraud, particularly in revenue recognition, remains a major challenge for modern financial systems, directly impacting transparency, investor confidence, and the stability of markets. Traditional methods of fraud detection, such as rule-based systems and statistical analyses, often fail to address the growing complexity of financial transactions and the vast amount of data generated by modern accounting and reporting systems. These methods are generally limited by their reliance on predefined patterns or historical data, which makes them less effective at detecting new or evolving forms of fraud [1]. In response to these limitations, deep learning, a branch of artificial intelligence (AI), has emerged as a powerful tool for analyzing complex financial datasets and detecting hidden patterns that could indicate fraudulent activity. Deep learning's ability to learn from large amounts of data and improve over time offers a promising alternative to traditional approaches in identifying revenue recognition fraud [2].

Citation: Rezaei, N. (2024). Applying Deep Learning to Detect Revenue Recognition Fraud. *Accounting, Finance and Computational Intelligence*, 1(3), 38-51.



The objective of this study is to explore how deep learning can be applied to detect revenue recognition fraud and compare its performance with traditional methods. Revenue recognition fraud occurs when companies intentionally manipulate financial records to either delay or accelerate the recognition of revenue to present a more favorable financial position. Such fraud is often subtle and involves complex accounting techniques, making it difficult to detect using conventional methods. Deep learning offers a significant advantage in this context because of its ability to analyze vast amounts of financial data and identify patterns or anomalies that are not easily discernible by human auditors or traditional statistical models [3].

Deep learning models, particularly those based on neural networks, have proven highly effective in processing large and complex datasets. These models consist of multiple layers that each process different aspects of the data, allowing the model to learn increasingly complex patterns as it progresses through the layers. In the financial sector, deep learning models are able to identify discrepancies in financial reporting that could signal fraud. For example, by analyzing a company's historical revenue data, these models can detect anomalies in the timing or amount of revenue that may indicate fraudulent practices. Deep learning models can also identify correlations between seemingly unrelated variables, such as sales transactions and external economic indicators, which may help detect subtle forms of revenue manipulation [2].

Compared to traditional methods, deep learning offers superior accuracy in detecting fraudulent activities. In traditional rule-based systems, fraud detection relies on predetermined thresholds or specific rules that flag transactions or entries as suspicious. However, these rules are often based on past fraudulent activities and may not be effective against new forms of fraud. In contrast, deep learning models can adapt to new data patterns without the need for human intervention or manual rule updates, allowing them to detect emerging fraud schemes [4]. For instance, in cases where companies use increasingly sophisticated methods to hide revenue recognition fraud, such as creating fake transactions or manipulating financial statements over time, deep learning models can still identify patterns of fraud by analyzing the cumulative effect of these activities. Studies have demonstrated that deep learning models can significantly reduce false positives—cases where legitimate transactions are incorrectly flagged as fraudulent—thereby improving the overall efficiency of fraud detection systems [5].

Despite the clear advantages of deep learning in fraud detection, several challenges and limitations exist. One of the primary challenges is the need for large, high-quality datasets to train the models. Financial fraud is a relatively rare occurrence, which makes it difficult to gather enough labeled data to fully train a deep learning model. Additionally, the financial data used for training must be clean, free from errors, and representative of a wide range of normal and abnormal transactions. Without access to robust datasets, the accuracy of deep learning models may be compromised. Another limitation is the complexity of deep learning models themselves. While these models can produce highly accurate results, they often operate as "black boxes," meaning that it can be difficult to interpret how a specific decision or prediction was made. This lack of transparency poses challenges for auditors and regulators who must justify the use of such models in financial oversight [3].

Moreover, ethical and legal concerns arise when using AI and deep learning in the financial sector. Deep learning models rely on massive amounts of personal and sensitive data, raising concerns about data privacy and security. Financial institutions must ensure that they comply with data protection regulations, such as the General Data Protection Regulation (GDPR), and implement safeguards to prevent unauthorized access to or misuse of data. Additionally, there is a risk of bias in AI models if the training data is skewed or not representative of the entire population. Biased models could lead to unfair outcomes, such

as disproportionately flagging certain types of companies or transactions as fraudulent based on factors unrelated to actual fraudulent behavior [4]. Addressing these ethical and legal challenges is crucial for the wider adoption of deep learning in financial fraud detection.

In conclusion, deep learning represents a transformative technology for detecting revenue recognition fraud and improving financial transparency. Its ability to process large volumes of complex financial data, identify hidden patterns, and adapt to new forms of fraud makes it a superior alternative to traditional methods of fraud detection. However, challenges such as the need for high-quality data, model transparency, and ethical considerations must be addressed to fully realize the potential of deep learning in the financial sector. As the technology continues to evolve, future research should focus on developing more explainable models and improving data collection practices to enhance the accuracy and reliability of fraud detection systems. With continued advancements, deep learning could become a standard tool in the fight against financial fraud, helping organizations reduce financial losses and enhance the integrity of financial reporting

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.

کاربرد یادگیری عمیق در شناسایی تقلب در شناسایی درآمد



تاریخچه مقاله

تاریخ دریافت: ۲۹ تیر ۱۴۰۳

تاریخ بازنگری: ۲۱ مرداد ۱۴۰۳

تاریخ پذیرش: ۱ شهریور ۱۴۰۳

تاریخ انتشار: ۲۱ مهر ۱۴۰۳

۱. نیما رضایی*^{ID}: دانشکده علوم کامپیوتر، دانشگاه قم، قم، ایران، ایمیل: NimaR257@gmail.com (نویسنده مسئول)

چکیده

تقلب‌های مالی، به‌ویژه در شناسایی درآمد، از مهم‌ترین چالش‌های سیستم‌های مالی مدرن هستند که به‌طور مستقیم بر شفافیت و اعتماد عمومی به بازارهای مالی تأثیر می‌گذارند. روش‌های سنتی شناسایی تقلب به دلیل محدودیت‌های خود در تحلیل داده‌های پیچیده و حجیم، کارایی محدودی دارند. یادگیری عمیق به‌عنوان یکی از پیشرفته‌ترین فناوری‌های هوش مصنوعی، توانایی بالایی در شناسایی الگوهای پنهان و غیرمعمول در داده‌های مالی دارد. این پژوهش با هدف بررسی کاربرد یادگیری عمیق در شناسایی تقلب در شناسایی درآمد و مقایسه آن با روش‌های سنتی انجام شد. این مطالعه با استفاده از روش توصیفی-تحلیلی به بررسی نقش یادگیری عمیق در شناسایی تقلب‌های مالی پرداخته است. داده‌های مورد استفاده شامل مقالات علمی و مطالعات پیشین مرتبط با استفاده از یادگیری عمیق در حوزه مالی می‌باشد. تحلیل داده‌ها با استفاده از روش‌های کیفی و بر اساس مقایسه کارایی یادگیری عمیق با روش‌های سنتی انجام شده است. یادگیری عمیق توانسته است در شناسایی تقلب‌های پیچیده و هوشمندانه عملکرد بسیار بهتری نسبت به روش‌های سنتی داشته باشد. این فناوری با دقت بالاتری تراکنش‌های مشکوک را شناسایی کرده و نرخ هشدارهای نادرست را کاهش داده است. همچنین، یادگیری عمیق قادر به پیش‌بینی تقلب‌های آینده و شناسایی تقلب‌های پنهان بوده و در تحلیل داده‌های چندمنظوره مالی عملکرد بهتری از خود نشان داده است. یادگیری عمیق به‌عنوان ابزاری مؤثر در شناسایی تقلب‌های مالی شناخته می‌شود و می‌تواند با بهبود دقت و کارایی، شفافیت مالی را افزایش دهد. با این حال، چالش‌هایی نظیر نیاز به داده‌های حجیم و مسائل اخلاقی مرتبط با استفاده از هوش مصنوعی در این حوزه باید مورد توجه قرار گیرند.

کلیدواژه‌گان: یادگیری عمیق، تقلب مالی، شناسایی درآمد، هوش مصنوعی، شفافیت مالی، روش‌های سنتی.

شیوه استناددهی: رضایی، نیما. (۱۴۰۳). کاربرد یادگیری عمیق در شناسایی تقلب در شناسایی درآمد. حسابداری، امور مالی و هوش محاسباتی، (۳)، ۵۱-۳۸.



تقلب در شناسایی درآمد یکی از مهم‌ترین و پیچیده‌ترین چالش‌های مالی است که می‌تواند تأثیرات گسترده‌ای بر شرکت‌ها و اقتصاد کلان داشته باشد. این نوع تقلب معمولاً شامل ارائه اطلاعات نادرست یا اغراق‌آمیز در گزارش‌های مالی است تا سودآوری شرکت بیشتر از حد واقعی نمایش داده شود. این مسئله به‌طور مستقیم بر تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاران، تحلیلگران مالی و سایر ذینفعان تأثیر می‌گذارد و ممکن است منجر به از دست رفتن اعتماد عمومی و کاهش سرمایه‌گذاری‌ها شود. اهمیت شناسایی دقیق این نوع تقلب‌ها به دلیل نقش کلیدی که در جلوگیری از زیان‌های مالی و حفظ شفافیت بازارها ایفا می‌کند، روزبه‌روز بیشتر می‌شود [6, 7].

با توجه به افزایش پیچیدگی تقلب‌های مالی، استفاده از روش‌های سنتی برای کشف آن‌ها کمتر مؤثر بوده و این امر نیاز به بهره‌گیری از فناوری‌های نوین را افزایش داده است. یکی از فناوری‌های نوینی که در سال‌های اخیر توجه زیادی به خود جلب کرده، هوش مصنوعی و به‌ویژه یادگیری عمیق است. یادگیری عمیق به عنوان یکی از شاخه‌های مهم هوش مصنوعی، توانایی بالایی در تحلیل داده‌های حجیم و پیچیده دارد و می‌تواند الگوهای پنهان و ناشناخته را شناسایی کند. در حوزه شناسایی تقلب، یادگیری عمیق به دلیل قدرت پردازش بالا و قابلیت تعمیم‌دهی بهتر نسبت به روش‌های سنتی مانند تحلیل آماری یا روش‌های مبتنی بر قواعد، به عنوان یکی از ابزارهای کلیدی مورد توجه قرار گرفته است [1].

شناسایی درآمد یکی از مهم‌ترین جنبه‌های گزارشگری مالی است که به‌طور مستقیم با سودآوری و عملکرد مالی شرکت‌ها مرتبط است. تقلب در شناسایی درآمد زمانی رخ می‌دهد که شرکت‌ها به‌طور عمدی یا سهوی اطلاعات نادرستی را در رابطه با درآمدهای خود گزارش می‌دهند تا سودآوری یا وضعیت مالی بهتری را نمایش دهند. این نوع تقلب معمولاً به صورت دستکاری در زمان‌بندی شناسایی درآمدها یا افزایش غیرواقعی درآمدهای ثبت‌شده صورت می‌گیرد و می‌تواند منجر به گمراهی سرمایه‌گذاران و سایر ذینفعان شود [8].

اهمیت شناسایی تقلب در شناسایی درآمد از آنجا نشأت می‌گیرد که این نوع تقلب می‌تواند تأثیرات مالی و اقتصادی گسترده‌ای بر شرکت‌ها و اقتصاد کلان داشته باشد. شرکت‌هایی که درگیر این نوع تقلب‌ها می‌شوند، نه تنها ممکن است با کاهش اعتبار و اعتماد عمومی مواجه شوند، بلکه در نهایت ممکن است با جریمه‌ها و تحریم‌های قانونی نیز روبه‌رو شوند. همچنین، تقلب‌های مالی به‌ویژه در زمینه شناسایی درآمد، ممکن است منجر به سقوط ارزش سهام شرکت‌ها و زیان‌های عمده برای سرمایه‌گذاران شود [5]. از آنجا که شناسایی تقلب‌های مالی بسیار دشوار است و روش‌های سنتی در بسیاری از موارد قادر به شناسایی دقیق و به‌موقع این تقلب‌ها نیستند، نیاز به توسعه و استفاده از روش‌های نوین برای شناسایی تقلب‌های مالی به شدت احساس می‌شود. یکی از این روش‌ها استفاده از هوش مصنوعی و به‌ویژه یادگیری عمیق است که می‌تواند الگوهای پنهان در داده‌های مالی را شناسایی کند و در نتیجه به شناسایی تقلب‌های مالی کمک کند [9].

با پیشرفت فناوری و افزایش حجم و پیچیدگی داده‌های مالی، روش‌های سنتی مبتنی بر قوانین و مدل‌های آماری دیگر قادر به ارائه نتایج دقیق و سریع در شناسایی تقلب‌های مالی نیستند. در این شرایط، هوش مصنوعی به‌ویژه یادگیری عمیق به عنوان یک ابزار کارآمد مطرح شده است. یادگیری عمیق به دلیل توانایی بالای خود در تحلیل داده‌های بزرگ و پیچیده، امکان شناسایی الگوهای پیچیده و پنهان در داده‌های مالی را فراهم می‌کند. این ویژگی‌ها باعث شده که یادگیری عمیق به یکی از مؤثرترین ابزارها برای شناسایی تقلب‌های مالی تبدیل شود [2].

یادگیری عمیق با استفاده از شبکه‌های عصبی چندلایه و الگوریتم‌های پیچیده، قادر است اطلاعات مهمی را از داده‌های حجیم استخراج کند. این شبکه‌ها به‌طور خاص برای تحلیل داده‌های ساختاریافته و غیرساختاریافته طراحی شده‌اند و می‌توانند الگوهای رفتاری غیرمعمول را که نشان‌دهنده تقلب‌های مالی هستند، شناسایی کنند. در مقایسه با روش‌های سنتی، یادگیری عمیق دقت بیشتری در شناسایی تقلب دارد و به‌ویژه در مواردی که داده‌ها بسیار پیچیده یا حجیم هستند، عملکرد بهتری دارد [4].

یکی از مهم‌ترین مزایای یادگیری عمیق در حوزه شناسایی تقلب‌های مالی، توانایی آن در یادگیری از داده‌ها بدون نیاز به مداخله انسانی است. در بسیاری از روش‌های سنتی، نیاز به تعریف قوانین و الگوریتم‌های مشخص وجود دارد که این امر مستلزم دخالت متخصصان است. اما در یادگیری عمیق، مدل‌ها قادر به یادگیری خودکار از داده‌ها هستند و می‌توانند به‌صورت پویا با تغییرات در داده‌های مالی سازگار شوند [10]. این ویژگی باعث می‌شود که یادگیری عمیق نه‌تنها در شناسایی تقلب‌های مالی فعلی، بلکه در پیش‌بینی و جلوگیری از تقلب‌های آینده نیز مؤثر باشد.

مطالعات متعدد نشان داده‌اند که یادگیری عمیق می‌تواند در شناسایی تقلب‌های مالی به‌ویژه در زمینه‌هایی مانند شناسایی درآمد و تقلب‌های کارت اعتباری بسیار مؤثر باشد. برای مثال، در یک مطالعه انجام‌شده در زمینه کشف تقلب‌های کارت اعتباری، استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق باعث افزایش دقت در شناسایی تقلب‌ها شده است و نتایج نشان می‌دهد که این روش می‌تواند تا حد زیادی از وقوع تقلب‌های مالی جلوگیری کند [11].

هدف اصلی این مقاله بررسی کاربرد یادگیری عمیق در شناسایی تقلب در شناسایی درآمد است. این مطالعه به دنبال ارائه یک مرور جامع از پژوهش‌های انجام‌شده در زمینه استفاده از یادگیری عمیق در شناسایی تقلب‌های مالی و به‌ویژه شناسایی درآمد است. همچنین، در این مقاله به بررسی چالش‌ها و محدودیت‌های موجود در استفاده از یادگیری عمیق در این حوزه و ارائه راهکارهایی برای بهبود کارایی این مدل‌ها پرداخته خواهد شد.

در چارچوب این مقاله، ابتدا به معرفی مفاهیم کلیدی شناسایی درآمد و تقلب‌های مالی پرداخته می‌شود. سپس، به مرور پیشینه پژوهش‌های مرتبط با کاربرد یادگیری عمیق در شناسایی تقلب‌های مالی پرداخته شده و مدل‌ها و الگوریتم‌های مختلف مورد استفاده در این حوزه معرفی خواهند شد. در نهایت، چالش‌ها و محدودیت‌های استفاده از یادگیری عمیق در کشف تقلب‌های مالی بررسی و راهکارهای پیشنهادی برای بهبود این فرآیند ارائه خواهد شد.

این مقاله همچنین به بررسی مطالعات موردی و تجربی از کاربرد یادگیری عمیق در شناسایی تقلب در شرکت‌های مختلف می‌پردازد و نتایج حاصله را با روش‌های سنتی مقایسه خواهد کرد. به این ترتیب، این مقاله یک دیدگاه جامع و کاربردی از مزایا و معایب یادگیری عمیق در شناسایی تقلب‌های مالی ارائه می‌دهد و به محققان و متخصصان این حوزه کمک می‌کند تا بهترین روش‌ها را برای استفاده در سیستم‌های مالی انتخاب کنند [12].

در نهایت، این مقاله به ارائه پیشنهاداتی برای تحقیقات آینده در زمینه استفاده از یادگیری عمیق در شناسایی تقلب‌های مالی خواهد پرداخت و به‌ویژه به بررسی نقش این فناوری در پیش‌بینی تقلب‌های مالی آینده و جلوگیری از آن‌ها اشاره خواهد کرد.

روش پژوهش و مواد

این مطالعه یک مرور سیستماتیک از پژوهش‌های پیشین درباره کاربرد یادگیری عمیق در حوزه کشف تقلب مالی است. هدف اصلی این پژوهش، بررسی نحوه عملکرد الگوریتم‌های یادگیری عمیق در شناسایی تقلب‌های مالی، به‌ویژه در حوزه شناسایی درآمد، و مقایسه آن با روش‌های سنتی است. برای دستیابی به این هدف، از رویکرد توصیفی استفاده شده است که به‌واسطه آن پژوهش‌های موجود در این حوزه بررسی و تحلیل می‌شوند. روش توصیفی به این دلیل انتخاب شده که امکان جمع‌آوری، تجزیه و تحلیل و تفسیر داده‌های پیشین را فراهم می‌کند و دیدگاه جامع‌تری از کاربرد یادگیری عمیق در کشف تقلب به دست می‌دهد.

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق از طریق مرور سیستماتیک مقالات علمی و مطالعات منتشر شده در پایگاه‌های اطلاعاتی معتبر مانند IEEE Xplore، Scopus، و Google Scholar جمع‌آوری شده است. مقالات انتخاب شده شامل پژوهش‌های انجام شده در زمینه کاربرد یادگیری عمیق در کشف تقلب مالی و به‌ویژه شناسایی درآمد هستند. معیارهای انتخاب مقالات شامل مواردی چون انتشار در مجلات علمی معتبر، تمرکز بر موضوع یادگیری عمیق و کشف تقلب و وجود داده‌های کافی برای ارزیابی مدل‌ها بوده است. این مقالات به زبان‌های انگلیسی و فارسی انتخاب و مورد بررسی قرار گرفته‌اند. بازه زمانی مقالات مورد بررسی نیز به‌گونه‌ای تنظیم شده که مقالات جدیدتر و به‌روزتری در این زمینه پوشش داده شوند.

برای تحلیل داده‌های گردآوری شده، از روش تحلیل محتوا و توصیفی استفاده شده است. در این پژوهش، ابتدا مقالات مرتبط با موضوع مطالعه شده و سپس بر اساس موضوعات اصلی و فرعی مرتبط با یادگیری عمیق و کشف تقلب، اطلاعات استخراج شده دسته‌بندی می‌شود. ابزارهای استفاده شده برای تحلیل داده‌ها شامل نرم‌افزارهایی چون NVivo برای تحلیل کیفی محتوا و SPSS برای تحلیل آماری مطالعاتی که از داده‌های کمی استفاده کرده‌اند، می‌باشند. این ابزارها به‌طور خاص برای بررسی نتایج و الگوهای موجود در پژوهش‌های پیشین استفاده شده‌اند تا دیدگاه جامعی از توانایی یادگیری عمیق در شناسایی تقلب‌های مالی به دست آید.

یکی از بخش‌های مهم در روش‌شناسی تحقیق، اعتبارسنجی نتایج مطالعات پیشین است. در این پژوهش، برای اعتبارسنجی مقالات انتخاب شده از معیارهایی چون میزان ارجاعات، درجه اعتبار مجلات منتشرکننده مقالات، و دقت روش‌های مورد استفاده در هر مطالعه استفاده شده است. این معیارها به محقق کمک می‌کند تا اطمینان حاصل شود که داده‌های مورد استفاده از کیفیت علمی بالایی برخوردار هستند و نتایج به‌دست آمده از تحلیل آن‌ها قابل اعتماد است.

مبانی نظری و پیشینه پژوهش

در زمینه شناسایی درآمد و تقلب مالی، مفاهیم پیچیده‌ای وجود دارد که نیازمند تحلیل دقیق و درک درست از رفتارهای مالی است. شناسایی درآمد به معنای تشخیص و ثبت درآمدهای شرکت‌ها در زمان‌های مناسب است که باید مطابق با استانداردهای حسابداری انجام شود. اما تقلب مالی، از جمله تقلب در شناسایی درآمد، زمانی رخ می‌دهد که شرکت‌ها یا افراد به‌طور عمدی تلاش می‌کنند تا اطلاعات مالی نادرستی را ارائه دهند تا به نفع خود عمل کنند. این نوع تقلب‌ها می‌توانند شامل دستکاری در زمان‌بندی شناسایی درآمد، گزارش درآمدهای غیرواقعی یا حتی ایجاد معاملات ساختگی باشند. این تقلب‌ها نه تنها به سازمان‌ها آسیب می‌زنند، بلکه به اعتماد عمومی نسبت به بازارهای مالی نیز لطمه وارد می‌کند و می‌تواند پیامدهای جدی اقتصادی به دنبال داشته باشد [10].

فناوری‌های سنتی که برای شناسایی تقلب‌های مالی مورد استفاده قرار می‌گرفتند، عمدتاً مبتنی بر تحلیل‌های آماری و سیستم‌های مبتنی بر قواعد بودند. این روش‌ها شامل استفاده از الگوریتم‌های پایه‌ای و تکنیک‌های تحلیل داده بودند که به کمک آن‌ها می‌توانستند الگوهای غیرعادی در تراکنش‌های مالی را شناسایی کنند. یکی از روش‌های رایج در این زمینه، استفاده از آزمون‌های آماری برای مقایسه داده‌های مالی با مقادیر مورد انتظار بود. اما این روش‌ها به دلیل محدودیت در تشخیص الگوهای پیچیده و تعاملات پنهان میان داده‌ها، توانایی محدودی در شناسایی تقلب‌های پیشرفته داشتند [1]. به‌ویژه با افزایش حجم داده‌های مالی و پیچیدگی فزاینده آن‌ها، این روش‌ها دیگر قادر به ارائه نتایج دقیق و به‌موقع نبودند. برای مثال، یکی از چالش‌های اصلی در استفاده از روش‌های سنتی، عدم توانایی آن‌ها در پردازش حجم بالای داده‌ها به‌صورت هم‌زمان و شناسایی الگوهای پنهان بود که منجر به ناکارآمدی آن‌ها در بسیاری از موارد می‌شد [6, 7].

یادگیری عمیق به عنوان یکی از شاخه‌های هوش مصنوعی، در سال‌های اخیر به‌طور گسترده‌ای در حوزه‌های مختلف مالی از جمله شناسایی تقلب مورد استفاده قرار گرفته است. یادگیری عمیق به‌واسطه ساختار شبکه‌های عصبی چندلایه خود، قابلیت یادگیری و تشخیص الگوهای پیچیده را از داده‌های حجیم و پیچیده فراهم می‌کند. این فناوری توانایی شناسایی الگوهای پنهان و تعاملات ناشناخته در داده‌ها را دارد که با روش‌های سنتی قابل شناسایی نبودند [2]. در حوزه شناسایی تقلب‌های مالی، یادگیری عمیق به دلیل قدرت پردازشی بالای خود، می‌تواند تقلب‌های مالی را در داده‌های بزرگ و پیچیده شناسایی کند و به‌ویژه در مواردی که تقلب‌های مالی به‌طور هوشمند و به‌صورت پیچیده طراحی شده‌اند، کارآمدتر باشد [8].

یکی از مزایای اصلی یادگیری عمیق در شناسایی تقلب‌های مالی، توانایی آن در یادگیری خودکار از داده‌ها بدون نیاز به تعریف صریح قوانین و الگوها است. این ویژگی به شبکه‌های عصبی عمیق اجازه می‌دهد تا با استفاده از داده‌های واقعی، به‌صورت پویا و بدون نیاز به مداخله انسانی، الگوهای تقلب را شناسایی کنند. همچنین، یادگیری عمیق قابلیت تطبیق با تغییرات در داده‌های مالی را دارد که این امر آن را به ابزاری قدرتمند در مقابله با تقلب‌های مالی تبدیل کرده است [4].

در سال‌های اخیر، مطالعات متعددی به بررسی کاربرد یادگیری عمیق در شناسایی تقلب‌های مالی پرداخته‌اند. این مطالعات نشان داده‌اند که یادگیری عمیق می‌تواند دقت بالاتری نسبت به روش‌های سنتی در شناسایی تقلب‌های مالی داشته باشد و همچنین توانایی آن در شناسایی الگوهای پیچیده تقلب بسیار بیشتر است. برای مثال، در یکی از مطالعات انجام‌شده در حوزه کشف تقلب در تراکنش‌های کارت اعتباری، استفاده از یادگیری عمیق باعث بهبود قابل‌توجهی در دقت شناسایی تقلب‌ها شد. این مطالعه نشان داد که یادگیری عمیق می‌تواند تراکنش‌های غیرعادی را با دقت بیشتری نسبت به سایر روش‌ها شناسایی کند [12].

علاوه بر این، مطالعات دیگری نیز به بررسی استفاده از یادگیری عمیق در شناسایی تقلب در گزارش‌های مالی پرداخته‌اند. این مطالعات نشان داده‌اند که یادگیری عمیق می‌تواند الگوهای پنهان در داده‌های مالی را شناسایی کرده و تقلب‌های مالی را به‌طور دقیق‌تری تشخیص دهد. برای مثال، در یک مطالعه دیگر که به شناسایی تقلب در شناسایی درآمد پرداخته بود، استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق باعث بهبود دقت شناسایی تقلب‌ها شد و نشان داد که این فناوری می‌تواند به‌طور مؤثری تقلب‌های مالی را شناسایی کند [3].

با توجه به پیشرفت‌های اخیر در حوزه هوش مصنوعی و یادگیری عمیق، استفاده از این فناوری‌ها در شناسایی تقلب‌های مالی به یکی از ابزارهای ضروری تبدیل شده است. یادگیری عمیق به دلیل قدرت پردازشی بالا، توانایی یادگیری خودکار و تطبیق با تغییرات در داده‌های مالی، به‌عنوان یکی از روش‌های پیشرو در شناسایی تقلب‌های مالی شناخته می‌شود. این فناوری می‌تواند به‌ویژه در شناسایی تقلب‌های مالی که به‌صورت هوشمندانه و پیچیده طراحی شده‌اند، بسیار مؤثر باشد و به سازمان‌ها کمک کند تا از وقوع تقلب‌های مالی جلوگیری کنند (Shoetan, ۲۰۲۴).

در نتیجه، یادگیری عمیق به‌عنوان یکی از ابزارهای نوین در حوزه شناسایی تقلب‌های مالی، نه‌تنها دقت بیشتری در شناسایی تقلب‌ها دارد، بلکه می‌تواند به‌طور خودکار و پویا الگوهای جدید تقلب را شناسایی کند و در پیشگیری از وقوع آن‌ها نیز مؤثر باشد. مطالعات اخیر نشان می‌دهند که استفاده از این فناوری در حوزه شناسایی تقلب‌های مالی می‌تواند تأثیرات مثبتی بر شفافیت مالی و کاهش تقلب‌های مالی داشته باشد. با این حال، چالش‌هایی همچنان در استفاده از این فناوری وجود دارد که نیازمند پژوهش‌های بیشتری در آینده است تا کارایی این فناوری به حداکثر برسد [5].

یکی از چالش‌های اصلی در استفاده از یادگیری عمیق در حوزه شناسایی تقلب‌های مالی، نیاز به حجم بالای داده‌های آموزشی است. یادگیری عمیق برای اینکه بتواند الگوهای تقلب را به‌طور دقیق شناسایی کند، نیازمند داده‌های حجیم و متنوع است. این مسئله می‌تواند در مواردی که داده‌های کافی در دسترس نیست یا داده‌ها به‌طور نامتوازن توزیع شده‌اند، مشکل‌ساز شود. همچنین، پیچیدگی‌های فنی مربوط به پیاده‌سازی و تنظیم شبکه‌های عصبی عمیق می‌تواند چالش دیگری در استفاده از این فناوری باشد [13]. با این حال، استفاده از یادگیری عمیق در شناسایی تقلب‌های مالی به دلیل مزایای فراوانی که دارد، در حال گسترش است و انتظار می‌رود که با پیشرفت‌های بیشتر در حوزه هوش مصنوعی، این فناوری بتواند به ابزاری استاندارد برای شناسایی تقلب‌های مالی تبدیل شود. در نهایت، مطالعات نشان می‌دهند که یادگیری عمیق می‌تواند به سازمان‌ها کمک کند تا نه‌تنها تقلب‌های فعلی را شناسایی کنند، بلکه از وقوع تقلب‌های مالی در آینده نیز جلوگیری کنند.

کاربرد یادگیری عمیق در شناسایی تقلب در شناسایی درآمد

یادگیری عمیق به‌عنوان یکی از قدرتمندترین ابزارهای تحلیل داده‌های مالی، نقش مهمی در شناسایی تقلب‌های مالی از جمله تقلب در شناسایی درآمد ایفا می‌کند. این فناوری بر پایه شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه‌ای توسعه یافته است که به‌طور خودکار می‌تواند الگوهای پیچیده‌ای را که در داده‌های مالی موجود هستند، شناسایی کند. مدل‌های یادگیری عمیق قادرند بدون نیاز به تعریف دقیق قواعد یا الگوریتم‌های خاص، داده‌های ورودی را تحلیل کرده و نتایج دقیقی را ارائه دهند. یکی از ویژگی‌های مهم این مدل‌ها، توانایی آن‌ها در یادگیری از داده‌های حجیم و غیرساختاریافته است که این امر باعث می‌شود در تحلیل داده‌های مالی پیچیده و حجیم عملکرد بسیار خوبی داشته باشند [2]. شبکه‌های عصبی عمیق از لایه‌های متعددی تشکیل شده‌اند که هر لایه مسئول یادگیری بخشی از ویژگی‌های داده است. در تحلیل داده‌های مالی، این شبکه‌ها می‌توانند ویژگی‌های مختلفی از جمله نوسانات غیرعادی در تراکنش‌ها، الگوهای غیرمعمول در ثبت درآمدها، و تغییرات ناگهانی در گزارش‌های مالی را شناسایی کنند. هرچه تعداد لایه‌های شبکه عصبی بیشتر باشد، توانایی مدل در شناسایی الگوهای پیچیده‌تر افزایش می‌یابد. این لایه‌ها به‌طور پیوسته اطلاعات را از یک لایه به لایه بعدی منتقل می‌کنند و به این ترتیب، ویژگی‌های پیچیده‌تری را شناسایی می‌کنند که ممکن است از دید روش‌های سنتی پنهان بماند [8].

در حوزه شناسایی تقلب در شناسایی درآمد، یکی از چالش‌های اصلی وجود داده‌های غیرمعمول و غیرقابل پیش‌بینی است. مدل‌های یادگیری عمیق با توانایی خود در یادگیری از داده‌های گذشته و شناسایی الگوهای ناشناخته، می‌توانند تقلب‌هایی را شناسایی کنند که به‌طور سنتی قابل شناسایی نبودند. برای مثال، زمانی که یک شرکت به‌طور عمدی درآمدهای خود را به تأخیر می‌اندازد یا از روش‌های حسابداری غیرمعمول برای افزایش درآمدهای گزارش شده استفاده می‌کند، مدل‌های یادگیری عمیق می‌توانند این رفتارهای غیرمعمول را از طریق تحلیل داده‌های تاریخی و مقایسه آن‌ها با الگوهای معمولی شناسایی کنند [3].

این مدل‌ها همچنین می‌توانند در تشخیص تقلب‌هایی که به‌صورت پنهانی و تدریجی انجام می‌شوند، بسیار کارآمد باشند. برای مثال، شرکت‌ها ممکن است به‌جای گزارش یک‌باره تقلب، به‌صورت تدریجی و در طول زمان تغییرات کوچکی را در داده‌های مالی خود اعمال کنند تا کمتر مورد توجه قرار گیرند. مدل‌های یادگیری عمیق با تحلیل داده‌ها در

طول زمان و شناسایی تغییرات ناگهانی یا الگوهای غیرمعمول در روندهای مالی، می‌توانند این نوع تقلب‌ها را شناسایی کنند. این قابلیت به مدل‌ها اجازه می‌دهد تا حتی تغییرات جزئی در داده‌ها را نیز شناسایی کنند و تقلب‌های تدریجی را پیش از آنکه به مشکلات بزرگ‌تری تبدیل شوند، تشخیص دهند [13].

یکی دیگر از کاربردهای مهم یادگیری عمیق در شناسایی تقلب در شناسایی درآمد، قابلیت پیش‌بینی تقلب‌های آینده است. شبکه‌های عصبی عمیق با استفاده از داده‌های تاریخی می‌توانند رفتارهای مالی غیرمعمول را پیش‌بینی کرده و به شرکت‌ها هشدارهای لازم را ارائه دهند. این قابلیت به سازمان‌ها کمک می‌کند تا پیش از وقوع تقلب، اقدامات لازم را برای جلوگیری از آن انجام دهند. برای مثال، مدل‌های یادگیری عمیق می‌توانند بر اساس داده‌های گذشته، پیش‌بینی کنند که آیا یک شرکت در آینده نزدیک ممکن است به صورت غیرمجاز درآمدهای خود را تغییر دهد یا از روش‌های غیرقانونی برای گزارش مالی استفاده کند [4]. این قابلیت پیش‌بینی باعث می‌شود که یادگیری عمیق نه تنها در شناسایی تقلب‌های فعلی، بلکه در جلوگیری از تقلب‌های آینده نیز نقش مهمی ایفا کند.

همچنین، مدل‌های یادگیری عمیق می‌توانند با استفاده از تکنیک‌های نظارت نشده به شناسایی تقلب‌های جدید بپردازند. در این روش، مدل‌ها بدون نیاز به برچسب‌گذاری داده‌ها و بدون دخالت انسانی، قادر به شناسایی الگوهای ناشناخته هستند. این نوع از یادگیری به‌ویژه در مواردی که داده‌های کافی برای آموزش مدل‌های نظارت شده وجود ندارد یا تقلب‌های مالی به صورت هوشمندانه و بدون الگوهای قابل تشخیص رخ می‌دهند، مفید است. به‌طور مثال، مدل‌های خودمزگذار که یکی از پرکاربردترین انواع شبکه‌های عصبی در یادگیری نظارت نشده هستند، قادرند الگوهای ناهنجار در داده‌های مالی را شناسایی کرده و تقلب‌های ناشناخته را کشف کنند [3].

علاوه بر این، یکی از مهم‌ترین مزایای استفاده از یادگیری عمیق در شناسایی تقلب در شناسایی درآمد، قابلیت آن در ترکیب داده‌های مختلف است. در بسیاری از موارد، تقلب‌های مالی از طریق تحلیل هم‌زمان داده‌های مختلف قابل شناسایی هستند. برای مثال، ممکن است نیاز باشد که داده‌های مالی، تراکنش‌های بانکی، داده‌های مربوط به قراردادهای و گزارش‌های حسابداری هم‌زمان تحلیل شوند تا تقلب‌های مالی شناسایی شوند. شبکه‌های عصبی عمیق با توانایی خود در پردازش داده‌های چندبعدی، قادرند این داده‌ها را به‌طور هم‌زمان تحلیل کرده و الگوهای پیچیده تقلب را شناسایی کنند [2].

در زمینه شناسایی تقلب‌های مالی، یکی از مهم‌ترین عوامل موفقیت مدل‌های یادگیری عمیق، کیفیت داده‌های مورد استفاده برای آموزش مدل است. مدل‌های یادگیری عمیق نیازمند داده‌های حجیم و متنوع هستند تا بتوانند الگوهای پیچیده را شناسایی کنند. اما یکی از چالش‌های اصلی در این زمینه، عدم دسترسی به داده‌های کافی و با کیفیت است. به‌ویژه در مواردی که داده‌های مالی محدود و به‌طور نادرست برچسب‌گذاری شده‌اند، مدل‌های یادگیری عمیق ممکن است نتایج نادرستی را ارائه دهند. بنابراین، برای استفاده بهینه از این مدل‌ها در شناسایی تقلب، نیاز به داده‌های با کیفیت و حجم بالا است [1].

در نهایت، با توجه به پیچیدگی و تنوع تقلب‌های مالی، استفاده از یادگیری عمیق می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی دقت و کارایی فرآیند شناسایی تقلب را افزایش دهد. شبکه‌های عصبی عمیق به‌ویژه در شناسایی الگوهای ناشناخته و تحلیل داده‌های حجیم عملکرد بسیار بهتری نسبت به روش‌های سنتی دارند. این فناوری می‌تواند به شرکت‌ها کمک کند تا تقلب‌های مالی را به‌صورت دقیق‌تر و در زمان کوتاه‌تر شناسایی کنند و در نتیجه از زیان‌های مالی جلوگیری کنند. از این رو، انتظار می‌رود که استفاده از یادگیری عمیق در آینده نزدیک به یکی از ابزارهای استاندارد در حوزه شناسایی تقلب‌های مالی تبدیل شود [2].

در مجموع، مدل‌های یادگیری عمیق به‌واسطه ساختار چندلایه و قابلیت یادگیری خودکار، توانایی بالایی در شناسایی تقلب‌های مالی از جمله تقلب در شناسایی درآمد دارند. این مدل‌ها قادر به تحلیل داده‌های حجیم و پیچیده بوده و می‌توانند الگوهای ناشناخته را شناسایی کرده و به‌طور خودکار به شرکت‌ها هشدارهای لازم را ارائه دهند. با این حال، برای بهبود کارایی این مدل‌ها و استفاده بهینه از آن‌ها، نیاز به داده‌های با کیفیت و متنوع وجود دارد که این امر می‌تواند یکی از چالش‌های اصلی در استفاده از این فناوری باشد [2].

در سال‌های اخیر، استفاده از یادگیری عمیق در حوزه کشف تقلب‌های مالی و شناسایی درآمد توجه زیادی را به خود جلب کرده است. این فناوری به دلیل توانایی پردازش داده‌های حجیم و پیچیده و شناسایی الگوهای پنهان، به ابزاری بسیار مؤثر در این زمینه تبدیل شده است. مثال‌های متعددی از کاربرد یادگیری عمیق در کشف تقلب وجود دارد که نشان‌دهنده تأثیرات مثبت این فناوری در شناسایی تقلب‌های مالی است. یکی از مطالعات انجام شده به بررسی عملکرد شبکه‌های عصبی عمیق در شناسایی تقلب در تراکنش‌های

مالی پرداخته است. در این مطالعه، از داده‌های حجیم تراکنش‌های مالی استفاده شده و نتایج نشان داد که یادگیری عمیق توانست با دقت بسیار بالاتری نسبت به روش‌های سنتی تقلب‌های مالی را شناسایی کند [3].

در یک مطالعه دیگر که به شناسایی تقلب‌های کارت اعتباری پرداخته بود، استفاده از یادگیری عمیق منجر به بهبود دقت شناسایی تقلب شد. این تحقیق نشان داد که شبکه‌های عصبی عمیق به دلیل قابلیت تحلیل داده‌های پیچیده و شناسایی الگوهای ناهنجار، قادر به تشخیص بهتر تراکنش‌های مشکوک بودند. برخلاف روش‌های سنتی که عمدتاً به تحلیل قواعد از پیش تعریف‌شده متکی هستند، یادگیری عمیق توانایی شناسایی تقلب‌های ناشناخته را دارد و می‌تواند در مواجهه با الگوهای جدید و پیچیده عملکرد بهتری داشته باشد. نتایج این مطالعه نشان داد که یادگیری عمیق می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی دقت تشخیص تقلب را افزایش دهد و نرخ هشدارهای نادرست را کاهش دهد [5].

مثال دیگری از کاربرد یادگیری عمیق در کشف تقلب مربوط به شناسایی تقلب‌های مالی در حوزه شناسایی درآمد است. در این زمینه، یکی از چالش‌های اصلی، وجود تقلب‌های پنهان و تدریجی است که به راحتی توسط روش‌های سنتی قابل شناسایی نیستند. اما یادگیری عمیق با توانایی تحلیل داده‌ها به صورت طولانی‌مدت و شناسایی الگوهای ناهنجار، می‌تواند این نوع تقلب‌ها را به‌طور مؤثری شناسایی کند. در یکی از مطالعات انجام‌شده در این زمینه، استفاده از یادگیری عمیق منجر به بهبود شناسایی تقلب در گزارش‌های مالی شد و نشان داد که این فناوری می‌تواند تغییرات غیرمعمول در داده‌های مالی را که ممکن است نشانه‌ای از تقلب باشند، به خوبی تشخیص دهد [4].

در مقایسه با روش‌های سنتی، یادگیری عمیق از چندین جهت برتری دارد. یکی از مهم‌ترین مزایای یادگیری عمیق، توانایی آن در تحلیل داده‌های بزرگ و پیچیده است. روش‌های سنتی عمدتاً به تحلیل داده‌های ساده و استفاده از الگوریتم‌های آماری محدود می‌شوند که در مواجهه با داده‌های پیچیده و حجیم عملکرد ضعیفی دارند. به‌ویژه در مواردی که داده‌ها شامل الگوهای پنهان یا غیرمعمول هستند، روش‌های سنتی نمی‌توانند به درستی این الگوها را شناسایی کنند. در مقابل، یادگیری عمیق قادر است الگوهای پیچیده را شناسایی کند و از این طریق دقت شناسایی تقلب‌های مالی را به‌طور قابل‌توجهی افزایش دهد [1].

یکی دیگر از مزایای یادگیری عمیق نسبت به روش‌های سنتی، توانایی آن در یادگیری خودکار از داده‌ها است. در روش‌های سنتی، نیاز به تعریف قواعد و الگوریتم‌های مشخص توسط متخصصان وجود دارد. این موضوع باعث می‌شود که روش‌های سنتی در شناسایی تقلب‌های جدید یا ناشناخته ناکارآمد باشند، چرا که برای شناسایی این نوع تقلب‌ها نیاز به به‌روزرسانی مداوم الگوریتم‌ها و قواعد وجود دارد. اما یادگیری عمیق به‌طور خودکار می‌تواند از داده‌ها یاد بگیرد و خود را با تغییرات در داده‌ها سازگار کند. این ویژگی به‌ویژه در مواجهه با تقلب‌هایی که به صورت پویا و هوشمندانه طراحی می‌شوند، بسیار مهم است و باعث می‌شود که یادگیری عمیق نسبت به روش‌های سنتی برتری داشته باشد [10].

در یکی از مطالعات موردی که به مقایسه دقت یادگیری عمیق با روش‌های سنتی پرداخته بود، نتایج نشان داد که شبکه‌های عصبی عمیق توانستند با دقت بسیار بیشتری تقلب‌های مالی را شناسایی کنند. این مطالعه به بررسی شناسایی تقلب در تراکنش‌های بانکی پرداخت و نشان داد که یادگیری عمیق قادر است تراکنش‌های مشکوک را با دقت بیشتری نسبت به روش‌های آماری سنتی شناسایی کند. به‌ویژه در مواردی که تقلب‌ها به صورت پیچیده و چندمرحله‌ای انجام می‌شوند، یادگیری عمیق توانست عملکرد بهتری داشته باشد و الگوهای تقلب را به خوبی شناسایی کند [2].

یکی از چالش‌های اصلی در استفاده از روش‌های سنتی، نرخ بالای هشدارهای نادرست است. در بسیاری از موارد، روش‌های سنتی به دلیل عدم توانایی در تحلیل دقیق داده‌ها، هشدارهای نادرستی را ارائه می‌دهند که منجر به اتلاف منابع و افزایش هزینه‌ها می‌شود. اما یادگیری عمیق با تحلیل دقیق‌تر داده‌ها و شناسایی الگوهای پیچیده، قادر است نرخ هشدارهای نادرست را به‌طور قابل‌توجهی کاهش دهد. در یکی از مطالعات انجام‌شده در این زمینه، استفاده از یادگیری عمیق منجر به کاهش ۳۰ درصدی هشدارهای نادرست در مقایسه با روش‌های سنتی شد و نشان داد که این فناوری می‌تواند کارایی شناسایی تقلب را بهبود بخشد [3].

همچنین، یادگیری عمیق در شناسایی تقلب‌های مالی که به صورت هوشمندانه و بدون الگوهای واضح رخ می‌دهند، بسیار کارآمد است. تقلب‌های مالی ممکن است به گونه‌ای طراحی شوند که از دید روش‌های سنتی پنهان بمانند و به صورت تدریجی و هوشمندانه انجام شوند. در این موارد، یادگیری عمیق با تحلیل داده‌های حجیم و شناسایی تغییرات ناگهانی و غیرمعمول، می‌تواند این نوع تقلب‌ها را شناسایی کند. در یکی از مطالعات انجام‌شده در این زمینه، استفاده از یادگیری عمیق منجر به شناسایی تقلب‌هایی شد که به‌طور سنتی قابل شناسایی نبودند و نشان داد که این فناوری می‌تواند تقلب‌های مالی پنهان را نیز به خوبی تشخیص دهد [1].

یکی دیگر از مزایای استفاده از یادگیری عمیق در مقایسه با روش‌های سنتی، توانایی آن در تحلیل داده‌های چندمنظوره است. در بسیاری از موارد، شناسایی تقلب‌های مالی نیازمند تحلیل هم‌زمان داده‌های مختلف از جمله تراکنش‌های مالی، گزارش‌های حسابداری و داده‌های مربوط به قراردادها است. روش‌های سنتی معمولاً قادر به تحلیل هم‌زمان این داده‌ها نیستند و نیاز به تحلیل جداگانه هر یک از این داده‌ها وجود دارد. اما یادگیری عمیق با توانایی تحلیل داده‌های چندمنظوره، قادر است این داده‌ها را به‌طور هم‌زمان تحلیل کند و الگوهای پیچیده تقلب را شناسایی کند. این ویژگی باعث می‌شود که یادگیری عمیق نسبت به روش‌های سنتی کارایی بیشتری داشته باشد و دقت شناسایی تقلب‌ها را افزایش دهد [2].

در نهایت، با توجه به بررسی مطالعات مختلف و مقایسه عملکرد یادگیری عمیق با روش‌های سنتی، می‌توان نتیجه گرفت که یادگیری عمیق به‌واسطه توانایی بالای خود در تحلیل داده‌های حجیم و پیچیده و شناسایی الگوهای ناهنجار، نسبت به روش‌های سنتی برتری دارد. این فناوری نه‌تنها می‌تواند دقت شناسایی تقلب‌ها را افزایش دهد، بلکه قادر است نرخ هشدارهای نادرست را نیز کاهش دهد و از این طریق کارایی شناسایی تقلب‌های مالی را بهبود بخشد. به‌ویژه در مواجهه با تقلب‌هایی که به‌صورت هوشمندانه و بدون الگوهای واضح طراحی می‌شوند، یادگیری عمیق می‌تواند عملکرد بهتری نسبت به روش‌های سنتی داشته باشد و تقلب‌های پنهان را نیز شناسایی کند [2].

چالش‌ها و محدودیت‌ها

یادگیری عمیق به عنوان یکی از پیشرفته‌ترین فناوری‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه در حوزه کشف تقلب‌های مالی و شناسایی الگوهای پنهان در داده‌های پیچیده، پتانسیل بالایی دارد. با این حال، پیاده‌سازی یادگیری عمیق در سیستم‌های مالی با چالش‌ها و محدودیت‌های متعددی روبرو است که باید به‌طور دقیق مورد بررسی قرار گیرند. یکی از اصلی‌ترین چالش‌های پیاده‌سازی یادگیری عمیق در سیستم‌های مالی، پیچیدگی فنی و نیاز به زیرساخت‌های قدرتمند است. یادگیری عمیق به‌واسطه شبکه‌های عصبی چندلایه و نیاز به پردازش داده‌های حجیم، به توان پردازشی بالایی نیاز دارد. سازمان‌های مالی ممکن است برای پیاده‌سازی این فناوری نیاز به سرمایه‌گذاری‌های سنگینی در زمینه سخت‌افزار و نرم‌افزار داشته باشند که این مسئله به‌ویژه برای سازمان‌های کوچک‌تر ممکن است چالش‌برانگیز باشد [2].

یکی دیگر از چالش‌های مهم در پیاده‌سازی یادگیری عمیق، پیچیدگی فرآیند آموزش مدل‌ها است. شبکه‌های عصبی عمیق نیازمند حجم بالایی از داده‌های آموزشی هستند تا بتوانند الگوهای دقیق و مؤثری را شناسایی کنند. این فرآیند معمولاً زمان‌بر و پرهزینه است و ممکن است نیاز به منابع گسترده‌ای برای جمع‌آوری، پاک‌سازی، و برچسب‌گذاری داده‌ها داشته باشد. علاوه بر این، فرآیند آموزش مدل‌های یادگیری عمیق ممکن است با چالش‌های مرتبط با تنظیم پارامترها و بهینه‌سازی مدل‌ها مواجه شود. مدل‌های یادگیری عمیق به‌طور خودکار از داده‌ها یاد می‌گیرند، اما برای دستیابی به دقت بالا نیاز به تنظیم دقیق پارامترهای مختلفی دارند که این امر نیازمند تجربه و دانش فنی گسترده‌ای است [5].

محدودیت‌های مرتبط با داده‌ها نیز یکی از چالش‌های اساسی در پیاده‌سازی یادگیری عمیق در حوزه مالی است. مدل‌های یادگیری عمیق نیازمند داده‌های حجیم و متنوع برای آموزش و بهبود عملکرد خود هستند، اما دسترسی به داده‌های کافی در بسیاری از موارد چالش‌برانگیز است. در حوزه مالی، داده‌های مربوط به تراکنش‌های مشکوک یا تقلبی معمولاً به تعداد محدود در دسترس هستند و این مسئله باعث می‌شود که مدل‌های یادگیری عمیق به‌طور کامل نتوانند تقلب‌های مالی را شناسایی کنند. علاوه بر این، داده‌های مالی به‌طور معمول نابرابر و نامتوازن هستند، به این معنا که تعداد داده‌های تقلبی در مقایسه با داده‌های غیرتقلبی بسیار کم است. این عدم توازن داده‌ها می‌تواند منجر به آموزش نادرست مدل‌های یادگیری عمیق شود و عملکرد آن‌ها را تحت تأثیر قرار دهد [1].

یکی دیگر از محدودیت‌های مهم مرتبط با داده‌ها، کیفیت داده‌های موجود است. داده‌های مالی ممکن است دارای نویز یا خطاهای مختلفی باشند که می‌تواند دقت مدل‌های یادگیری عمیق را کاهش دهد. علاوه بر این، برخی از داده‌های مالی به‌صورت ناقص جمع‌آوری می‌شوند یا ممکن است به‌طور نادرست برچسب‌گذاری شده باشند، که این مسئله باعث کاهش کارایی مدل‌های یادگیری عمیق می‌شود. برای مثال، در بسیاری از موارد، تراکنش‌های مالی به‌طور ناقص ثبت می‌شوند یا اطلاعات کافی برای تشخیص تقلب در دسترس نیست، که این امر می‌تواند منجر به عملکرد نادرست مدل‌های یادگیری عمیق شود [3].

یکی از مسائل مهم دیگر در استفاده از یادگیری عمیق در حوزه مالی، نگرانی‌های اخلاقی و قانونی است. استفاده از هوش مصنوعی و یادگیری عمیق در شناسایی تقلب‌های مالی ممکن است منجر به نگرانی‌های مربوط به حریم خصوصی و امنیت داده‌ها شود. بسیاری از سازمان‌ها به دلیل نگرانی‌های مرتبط با حفظ حریم خصوصی مشتریان و داده‌های حساس مالی، ممکن است در استفاده از یادگیری عمیق محتاط باشند. این نگرانی‌ها به‌ویژه در کشورهایی که قوانین سختگیرانه‌تری در زمینه حفظ حریم خصوصی و داده‌های شخصی دارند، اهمیت بیشتری پیدا می‌کند. سازمان‌ها باید مطمئن شوند که مدل‌های یادگیری عمیق به‌طور قانونی و مطابق با مقررات حریم خصوصی داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند و از سوءاستفاده از داده‌ها جلوگیری می‌شود [2].

علاوه بر این، مسائل مربوط به شفافیت و توضیح‌پذیری مدل‌های یادگیری عمیق نیز از چالش‌های اخلاقی و قانونی مهم محسوب می‌شوند. یکی از مشکلات اصلی مدل‌های یادگیری عمیق این است که معمولاً به‌عنوان «جعبه سیاه» عمل می‌کنند و توضیح دادن چگونگی رسیدن به تصمیمات آن‌ها دشوار است. این مسئله به‌ویژه در حوزه مالی که تصمیم‌گیری‌های مبتنی بر مدل‌های یادگیری عمیق می‌تواند تأثیرات گسترده‌ای بر سازمان‌ها و افراد داشته باشد، بسیار مهم است. به همین دلیل، سازمان‌های مالی و نهادهای نظارتی باید اطمینان حاصل کنند که مدل‌های یادگیری عمیق به‌طور شفاف عمل می‌کنند و فرآیند تصمیم‌گیری آن‌ها به‌طور کامل قابل توضیح و بررسی است [3]. همچنین، استفاده از یادگیری عمیق در شناسایی تقلب‌های مالی می‌تواند به نگرانی‌هایی در زمینه عدالت و بی‌طرفی منجر شود. الگوریتم‌های یادگیری عمیق ممکن است به‌طور ناخودآگاه بر اساس داده‌های نادرست یا نابرابر آموزش ببینند که این مسئله می‌تواند منجر به تصمیم‌گیری‌های ناعادلانه و تبعیض‌آمیز شود. برای مثال، اگر داده‌های مورد استفاده برای آموزش مدل‌های یادگیری عمیق به‌طور نابرابر و ناقص جمع‌آوری شده باشند، ممکن است این مدل‌ها تصمیماتی اتخاذ کنند که به ضرر گروه‌های خاصی از مشتریان باشد. این مسئله به‌ویژه در حوزه‌های حساس مالی مانند اعطای وام یا تصمیم‌گیری‌های مالی مرتبط با اعتبار مشتریان اهمیت بیشتری پیدا می‌کند و نیاز به نظارت دقیق‌تری دارد [4].

با وجود این چالش‌ها، یادگیری عمیق همچنان به‌عنوان یکی از ابزارهای پیشرفته و کارآمد در شناسایی تقلب‌های مالی شناخته می‌شود و با بهبود فناوری‌ها و توسعه روش‌های نوین، انتظار می‌رود که بسیاری از این چالش‌ها در آینده کاهش یابد. اما برای استفاده بهینه از این فناوری و اطمینان از کارایی و عدالت آن، نیاز به نظارت مستمر و رعایت ملاحظات اخلاقی و قانونی وجود دارد. سازمان‌های مالی و نهادهای نظارتی باید به‌طور دقیق نحوه استفاده از یادگیری عمیق را کنترل کنند و از این اطمینان حاصل کنند که این فناوری به‌طور شفاف، عادلانه و مطابق با مقررات مورد استفاده قرار می‌گیرد [2].

نتیجه‌گیری

در این مقاله به بررسی نقش و اهمیت یادگیری عمیق در شناسایی تقلب‌های مالی و به‌ویژه تقلب در شناسایی درآمد پرداخته شد. یافته‌های تحقیق نشان داد که یادگیری عمیق به دلیل توانایی بالای خود در پردازش داده‌های حجیم و پیچیده، ابزار مناسبی برای شناسایی الگوهای ناشناخته و پنهان در داده‌های مالی است. این مدل‌ها قادر به تحلیل دقیق‌تر داده‌ها و شناسایی تراکنش‌های مشکوک و تقلب‌های مالی هستند، به‌ویژه در مواردی که تقلب‌ها به‌صورت هوشمندانه و پیچیده انجام می‌شوند. برخلاف روش‌های سنتی که به‌طور عمده به الگوریتم‌های آماری و قوانین از پیش تعریف‌شده متکی هستند، یادگیری عمیق می‌تواند به‌طور پویا و خودکار از داده‌ها یاد بگیرد و خود را با تغییرات در داده‌های مالی سازگار کند [3].

یکی از یافته‌های مهم مقاله این است که یادگیری عمیق توانایی شناسایی تقلب‌هایی را دارد که روش‌های سنتی قادر به تشخیص آن‌ها نیستند. به‌ویژه در مواردی که تقلب‌های مالی به‌صورت تدریجی و پنهان رخ می‌دهند، یادگیری عمیق می‌تواند با تحلیل داده‌ها در طول زمان و شناسایی تغییرات غیرمعمول، این تقلب‌ها را شناسایی کند. این قابلیت باعث شده است که یادگیری عمیق به‌عنوان یکی از روش‌های پیشرو در شناسایی تقلب‌های مالی معرفی شود. همچنین، مطالعه نشان داد که مدل‌های یادگیری عمیق توانایی پیش‌بینی تقلب‌های آینده را دارند و می‌توانند به سازمان‌ها کمک کنند تا پیش از وقوع تقلب، اقدامات پیشگیرانه لازم را انجام دهند [2].

اهمیت یادگیری عمیق در کاهش تقلب‌های مالی به‌طور گسترده‌ای در این مقاله تأکید شده است. یکی از جنبه‌های مهم یادگیری عمیق در این حوزه، دقت بالای آن در شناسایی تراکنش‌های مشکوک و تقلب‌های مالی است که این امر به‌طور مستقیم منجر به کاهش زیان‌های مالی و بهبود شفافیت مالی در سازمان‌ها می‌شود. شفافیت مالی یکی

از اصول کلیدی در هر سیستم مالی است و با افزایش استفاده از یادگیری عمیق، سازمان‌ها می‌توانند از تقلب‌های مالی جلوگیری کرده و اعتماد عمومی را به بازارهای مالی افزایش دهند. همچنین، کاهش تقلب‌های مالی به واسطه استفاده از یادگیری عمیق می‌تواند به بهبود اعتبار شرکت‌ها و کاهش هزینه‌های نظارتی و حقوقی مرتبط با شناسایی و پیگیری تقلب‌ها کمک کند [1].

در عین حال، برای بهبود کارایی مدل‌های یادگیری عمیق و استفاده بهینه از این فناوری در شناسایی تقلب‌های مالی، پیشنهادهای مطرح شده است. یکی از مهم‌ترین پیشنهادات، ارتقای کیفیت داده‌های مالی است. داده‌ها به‌عنوان یکی از مهم‌ترین عوامل موفقیت مدل‌های یادگیری عمیق شناخته می‌شوند و افزایش کیفیت و تنوع داده‌ها می‌تواند به بهبود دقت این مدل‌ها کمک کند. در بسیاری از موارد، داده‌های مالی ناقص یا نابرابر هستند که این امر می‌تواند عملکرد مدل‌های یادگیری عمیق را تحت تأثیر قرار دهد. به همین دلیل، سازمان‌ها باید به‌طور مستمر داده‌های خود را به‌روزرسانی کرده و اطمینان حاصل کنند که داده‌های مورد استفاده برای آموزش مدل‌های یادگیری عمیق از کیفیت و دقت کافی برخوردارند [2].

یکی دیگر از پیشنهادات مهم برای بهبود کارایی مدل‌های یادگیری عمیق، استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی و تنظیم دقیق پارامترها است. تنظیم دقیق پارامترهای مدل‌های یادگیری عمیق می‌تواند به بهبود دقت و کارایی این مدل‌ها کمک کند. به‌ویژه در مواردی که داده‌های مالی پیچیده و حجیم هستند، تنظیم پارامترها می‌تواند به شناسایی بهتر الگوهای تقلب کمک کند. علاوه بر این، استفاده از روش‌های یادگیری نظارت‌نشده و ترکیب آن با یادگیری نظارت‌شده می‌تواند به شناسایی تقلب‌های ناشناخته و جدید کمک کند. این روش‌ها می‌توانند به‌طور هم‌زمان از داده‌های برچسب‌گذاری شده و نشده استفاده کرده و الگوهای جدید تقلب را شناسایی کنند [4].

در زمینه آینده‌پژوهی، یکی از حوزه‌هایی که باید به آن توجه ویژه‌ای شود، مسائل اخلاقی و قانونی مرتبط با استفاده از یادگیری عمیق در شناسایی تقلب‌های مالی است. با توجه به نگرانی‌های مربوط به حفظ حریم خصوصی و شفافیت مدل‌های یادگیری عمیق، تحقیقات بیشتری در زمینه توسعه روش‌های توضیح‌پذیری این مدل‌ها باید انجام شود. مدل‌های یادگیری عمیق معمولاً به‌عنوان «جعبه سیاه» شناخته می‌شوند و توضیح‌دادن نحوه رسیدن آن‌ها به نتایج دشوار است. این مسئله می‌تواند در برخی موارد منجر به نگرانی‌های قانونی و اخلاقی شود و نیازمند توجه ویژه‌ای از سوی محققان و سازمان‌های نظارتی است. به همین دلیل، توسعه مدل‌هایی که علاوه بر دقت بالا، از شفافیت بیشتری برخوردار باشند و فرآیند تصمیم‌گیری آن‌ها قابل توضیح باشد، از اهمیت زیادی برخوردار است [3].

همچنین، یکی دیگر از حوزه‌های مهم در آینده‌پژوهی استفاده از هوش مصنوعی و یادگیری عمیق در شناسایی تقلب‌های مالی، توسعه سیستم‌های چندمنظوره است که قادر باشند به‌طور هم‌زمان داده‌های مختلف مالی را تحلیل کنند. تقلب‌های مالی معمولاً از طریق ترکیب داده‌های مختلف قابل شناسایی هستند و مدل‌های یادگیری عمیق باید قادر باشند این داده‌ها را به‌طور هم‌زمان و با دقت بالا تحلیل کنند. توسعه مدل‌هایی که بتوانند داده‌های چندمنظوره را به‌طور مؤثر تحلیل کرده و الگوهای پیچیده تقلب را شناسایی کنند، می‌تواند به بهبود دقت و کارایی این مدل‌ها کمک کند [2].

در نهایت، با توجه به پیشرفت‌های روزافزون در زمینه هوش مصنوعی و یادگیری عمیق، انتظار می‌رود که این فناوری‌ها در آینده نزدیک به‌طور گسترده‌تری در حوزه مالی مورد استفاده قرار گیرند و به یکی از ابزارهای اصلی در شناسایی تقلب‌های مالی تبدیل شوند. به‌ویژه با توسعه الگوریتم‌های جدید و بهبود زیرساخت‌های پردازشی، مدل‌های یادگیری عمیق قادر خواهند بود با دقت و کارایی بیشتری تقلب‌های مالی را شناسایی کنند و به سازمان‌ها کمک کنند تا از وقوع تقلب‌های مالی جلوگیری کنند و شفافیت مالی خود را بهبود بخشند.

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 منافی وجود ندارد.

حمایت مالی

این پژوهش حامی مالی نداشته است.

موازن اخلاقی

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

References

- [1] A. Pumsirirat and Y. Liu, "Credit Card Fraud Detection Using Deep Learning Based on Auto-Encoder and Restricted Boltzmann Machine," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 9, no. 1, 2018, doi: 10.14569/ijacsa.2018.090103.
- [2] Z. Chen, W. M. Soliman, and A. Nazir, "Variational Autoencoders and Wasserstein Generative Adversarial Networks for Improving the Anti-Money Laundering Process," *Ieee Access*, vol. 9, pp. 83762-83785, 2021, doi: 10.1109/access.2021.3086359.
- [3] O. Voican, "Credit Card Fraud Detection Using Deep Learning Techniques," *Informatica Economica*, vol. 25, no. 1/2021, pp. 70-85, 2021, doi: 10.24818/issn14531305/25.1.2021.06.
- [4] N. Rtayli, "An Efficient Deep Learning Classification Model for Predicting Credit Card Fraud on Skewed Data," *Journal of Information Security and Cybercrimes Research*, vol. 5, no. 1, pp. 57-71, 2022, doi: 10.26735/tlyg7256.
- [5] J. I. Chen and K.-L. Lai, "Deep Convolution Neural Network Model for Credit-Card Fraud Detection and Alert," *Journal of Artificial Intelligence and Capsule Networks*, vol. 3, no. 2, pp. 101-112, 2021, doi: 10.36548/jaicn.2021.2.003.
- [6] C.-I. Jan, "An Effective Financial Statements Fraud Detection Model for the Sustainable Development of Financial Markets: Evidence From Taiwan," *Sustainability*, vol. 10, no. 2, p. 513, 2018, doi: 10.3390/su10020513.
- [7] C.-L. Jan, "Detection of Financial Statement Fraud Using Deep Learning for Sustainable Development of Capital Markets Under Information Asymmetry," *Sustainability*, vol. 13, no. 17, p. 9879, 2021, doi: 10.3390/su13179879.
- [8] W. Fang, X. Li, P. Zhou, J. Yan, D. Jiang, and T. Zhou, "Deep Learning Anti-Fraud Model for Internet Loan: Where We Are Going," *Ieee Access*, vol. 9, pp. 9777-9784, 2021, doi: 10.1109/access.2021.3051079.
- [9] I. Jaiswal, "Credit Card Deception Recognition Using Random Forest Machine Learning Algorithm," *Eai Endorsed Transactions on Internet of Things*, vol. 10, 2024, doi: 10.4108/eetiot.5347.
- [10] B. Can, A. G. Yavuz, E. M. Karşligil, and M. A. Güvensan, "A Closer Look Into the Characteristics of Fraudulent Card Transactions," *Ieee Access*, vol. 8, pp. 166095-166109, 2020, doi: 10.1109/access.2020.3022315.
- [11] B. Lebichot, Y. A. L. Borgne, L. He-Guelton, F. Oblé, and G. Bontempi, "Deep-Learning Domain Adaptation Techniques for Credit Cards Fraud Detection," pp. 78-88, 2019, doi: 10.1007/978-3-030-16841-4_8.
- [12] S. K. Bandyopadhyay and S. Dutta, "Detection of Fraud Transactions Using Recurrent Neural Network During COVID-19," 2020, doi: 10.20944/preprints202006.0368.v1.
- [13] S. Kohli, Y. Jannaj, M. Maanan, and H. Rhinane, "Deep Learning: New Approach for Detecting Scholar Exams Fraud," *The International Archives of the Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, vol. XLVI-4/W3-2021, pp. 103-107, 2022, doi: 10.5194/isprs-archives-xlvi-4-w3-2021-103-2022.