Scientific Quarterly of Supervision and Inspection
Vol. 18, No.68 (11). Summer 2024
Research Article

An Artificial Intelligence Model For Inspection To Detect Corruption And Risk

Received: 2023-12-05 **Pp. 45-84** **Accepted:** 2024-06-09

Mohammad Amin Torabi[1], Hajieh RajabiFarjad[2]

Abstract

Background and Objective: In today's world, corruption and its associated risks have become serious challenges in economic and social systems. With the increasing complexity and volume of data, traditional methods of inspection and corruption detection alone cannot meet the existing needs. The objective of this research is to develop and evaluate a predictive inspection artificial intelligence model that is capable of detecting corruption and assessing associated risks with high accuracy and efficiency.

Methodology: This research employs a mixed method approach that includes big data analysis, machine learning, and predictive modeling. Data on economic activities and financial reports were first collected from various scientific datasets and preprocessed. Then, different machine learning algorithms were used to identify corruption patterns and predict risk. To improve accuracy and reduce errors, different models were compared and optimized.

Findings: Preliminary results show that the proposed deep learning and artificial neural network model is capable of identifying corruption cases and predicting associated risks with high accuracy. Optimized models were able to identify early signs of corruption with an accuracy of over 93% using historical data. In addition, the models were able to identify and prioritize high-risk areas, which significantly improved the efficiency and effectiveness of inspection processes.

Conclusion: This research demonstrates that the use of artificial intelligence and machine learning in inspection and corruption detection processes can revolutionize this field. The proposed model not only has high accuracy in detecting corruption but can also serve as a risk prediction tool to help organizations better manage resources and reduce risks. This research can lay the foundation for further research and applications in various fields of inspection and risk management.

Keywords: Artificial Intelligence, Corruption Detection, Inspection, Risk Detection.

Citation (APA): Torabi, Mohammad Amin, & RajabiFarjad, Hajieh (2024). An Artificial Intelligence Model For Inspection To Detect Corruption And Risk, ***Quarterly of Supervision and Inspection***, 18 (68), 45-84.
DOI: https://doi.org/10.22034/si.2024.103107

1- PhD in Business Administration, Tehran University, Tehran, Iran. email: matorabi@ut.ac.ir (Responsible author)
2- Associate Professor, Department of Human Resource Management, Amin University of Law Sciences, Tehran, Iran (email: hajieh_rajabi@yahoo.com)

Supervision and Inspection is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License.
Based on a work at http://si.jrl.police.ir/?lang=en.

فصلنامــه علمــی نظارت و بازرســـی

سال ۱۸، شماره ۶۸ (۱۱)، تابستان ۱۴۰۳ | مقاله پژوهشی

مدل هوش مصنوعی پیش‌گوی بازرسی جهت کشف فساد و ریسک

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۰/۲۴ | صص ۸۴-۴۵ | تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۳/۲۰

محمدامین ترابی[۱]، حاجیه رجبی فرجاد[۲]

چکیده

زمینه و هدف: در دنیای امروز، فساد و ریسک‌های مرتبط با آن به چالش‌های جدی در نظام‌های اقتصادی و اجتماعی تبدیل شده‌اند. با افزایش پیچیدگی و حجم داده‌ها، روش‌های سنتی بازرسی و کشف فساد به‌تنهایی نمی‌توانند پاسخ‌گوی نیازهای موجود باشند. هدف این پژوهش، توسعه و ارزیابی یک مدل هوش مصنوعی پیش‌گوی بازرسی است که قادر به کشف فساد و ارزیابی ریسک‌های مرتبط با دقت و کارایی بالاست.

روش‌شناسی: این پژوهش از یک روش ترکیبی بهره می‌برد که شامل تحلیل داده‌های بزرگ، یادگیری ماشین و مدل‌سازی پیش‌بینی است. ابتدا داده‌های مربوط به فعالیت‌های اقتصادی و گزارش‌های مالی از مجموعه دادگان علمی مختلف جمع‌آوری شده و پس از پیش‌پردازش، از الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین برای شناسایی الگوهای فساد و پیش‌بینی ریسک استفاده شده است. به‌منظور افزایش دقت و کاهش خطا، مدل‌های مختلف با یکدیگر مقایسه و بهینه‌سازی شده‌اند.

یافته‌ها: نتایج اولیه نشان می‌دهند که مدل پیشنهادی یادگیری عمیق و شبکه عصبی مصنوعی با دقت بالایی قادر به شناسایی موارد فساد و پیش‌بینی ریسک‌های مرتبط است. مدل‌های بهینه‌سازی‌شده توانستند با استفاده از داده‌های تاریخی، نشانه‌های اولیه فساد را با دقت بیش از ۹۳ درصد شناسایی کنند. علاوه‌بر این، مدل‌ها توانستند نواحی با ریسک بالا را شناسایی و اولویت‌بندی کنند، که این امر به‌طور قابل توجهی، بهره‌وری و اثربخشی فرآیندهای بازرسی را افزایش داد.

نتیجه‌گیری: پژوهش حاضر نشان می‌دهد که استفاده از هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در فرآیندهای بازرسی و کشف فساد، می‌تواند انقلابی در این حوزه ایجاد کند. مدل پیشنهادی نه‌تنها دقت بالایی در شناسایی فساد دارد، بلکه می‌تواند به‌عنوان یک ابزار پیش‌گوی ریسک، سازمان‌ها را در مدیریت بهتر منابع و کاهش ریسک‌ها یاری دهد. این پژوهش می‌تواند پایه‌گذار پژوهش‌ها و کاربردهای بیش‌تر در زمینه‌های مختلف بازرسی و مدیریت ریسک باشد.

کلیدواژه‌ها: هوش مصنوعی، کشف فساد، بازرسی، کشف ریسک.

استناد (APA): ترابی، محمدامین، و رجبی فرجاد، حاجیه (۱۴۰۳). مدل هوش مصنوعی پیش‌گوی بازرسی جهت کشف فساد و ریسک. ***فصلنامه نظارت و بازرسی***، ۱۸(۶۸)، ۸۴-۴۵.

DOI: https://doi.org/10.22034/si.2024.103107

۱- دکتری مدیریت بازرگانی، دانشگاه تهران، تهران، ایران. (رایانامه نویسنده مسئول: matorabi@ut.ac.ir)

۲- دانشیار گروه مدیریت منابع انسانی، دانشگاه علوم انتظامی امین، تهران، ایران. (رایانامه: hajieh_rajabi@yahoo.com)

مقدمه

در دهه‌های اخیر، فساد و سوء استفاده از منابع عمومی به یکی از بزرگ‌ترین معضلات اقتصادی و اجتماعی در جوامع مختلف تبدیل شده است (لی[1] و همکاران، ۲۰۲۳: ۱۴۱). سازمان‌ها و نهادهای دولتی و خصوصی به‌طور فزاینده‌ای در معرض خطر فساد و کلاه‌برداری قرار دارند، که نه‌تنها منابع مالی را هدر می‌دهد، بلکه اعتماد عمومی را نیز تحت‌الشعاع قرار می‌دهد (عیسی و کِترا[2]، ۲۰۲۴: ۳۹). به‌همین‌دلیل، نیاز به روش‌ها و ابزارهای نوین و مؤثر برای کشف و پیش‌گیری از فساد، بیش‌تر از هر زمان دیگری احساس می‌شود (کراسو[3] و همکاران، ۲۰۲۳: ۱۷۴). روش‌های سنتی بازرسی و کشف فساد، معمولاً مبتنی‌بر تحلیل دستی داده‌ها و گزارش‌ها هستند که این فرآیندها زمان‌بر و مستعد خطا هستند. این رویکردها به‌دلیل وابستگی شدید به تحلیل‌های انسانی، دارای چندین نقص جدی و بنیادی هستند که می‌توانند به‌طور مستقیم و غیر مستقیم بر کارایی و اثربخشی سیستم‌های بازرسی تأثیر منفی بگذارند (ماکیندِ و لِبیلون[4]، ۲۰۲۳: ۱۲۲).

نخستین مشکل روش‌های سنتی، زمان‌بر بودن آن‌ها است. فرآیندهای دستی معمولاً به تعداد زیادی از مراحل مختلف نیاز دارند که هریک از این مراحل مستلزم دقت و تمرکز بالای بازرسان است (جاداف[5]، ۲۰۲۳: ۱۸۹). این مسئله نه‌تنها منجربه کُندی در کشف و پاسخ به موارد فساد می‌شود، بلکه احتمال وقوع خطاهای انسانی را نیز افزایش می‌دهد (راوات[6]، ۲۰۲۳: ۲۰). برای مثال، یک بازرسی دستی ممکن است هفته‌ها یا حتی ماه‌ها طول بکشد، در حالی‌که در این‌مدت، فساد می‌تواند به‌صورت گسترده‌تری گسترش یابد و خسارات بیش‌تری به سازمان وارد کند (ماتار[7]، ۲۰۲۳: ۱۵۵). علاوه‌بر زمان‌بر

1- Li
2- Isa & Kerta
3- Caruso
4- Makinde & Le Billon
5- Jadav
6- Rawat
7- Matar

بودن، روش‌های سنتی بازرسی به‌شدت مستعد خطاهای انسانی هستند. این خطاها می‌توانند ناشی از عوامل مختلفی از جمله خستگی، بی‌توجهی، نقص در آموزش، و حتی تعصبات شخصی باشند یاسین[1] و همکاران، ۲۰۲۳: ۳۹).

یکی دیگر از مشکلات روش‌های سنتی، عدم توانایی آن‌ها در پردازش حجم عظیم داده‌ها است. با توجه به افزایش روزافزون داده‌ها و پیچیدگی‌های موجود در آن‌ها، تحلیل دستی داده‌ها دیگر کارآمد نیست. روش‌های سنتی قادر به تحلیل و بررسی همه‌جانبه داده‌های بزرگ نیستند و این محدودیت باعث می‌شود که بسیاری از الگوها و نشانه‌های پنهان فساد نادیده گرفته شوند (بوخاری و میانگ[2]، ۲۰۲۳: ۴۴). هم‌چنین، روش‌های سنتی بازرسی معمولاً فاقد توانایی پیش‌بینی هستند. این روش‌ها بیش‌تر به تحلیل داده‌های گذشته و کشف موارد فساد پس از وقوع آن‌ها می‌پردازند، در حالی‌که یکی از نیازهای اصلی سازمان‌ها، توانایی پیش‌بینی و پیش‌گیری از وقوع فساد است. عدم توانایی در پیش‌بینی ریسک‌ها و فسادهای احتمالی، باعث می‌شود که سازمان‌ها نتوانند به‌موقع اقدامات لازم را انجام دهند و در نتیجه، آسیب‌های بیش‌تری متحمل شوند (اودیلا[3]، ۲۰۲۳: ۷۸). در نهایت، روش‌های سنتی بازرسی معمولاً به‌صورت غیرمتمرکز و بدون انسجام عمل می‌کنند. این روش‌ها به‌دلیل وابستگی به تحلیل‌های فردی، ممکن است به نتایج متناقض و غیرقابل اعتماد منجر شوند (ماروالا و امپدی[4]، ۲۰۲۴: ۱۷۷). در مقابل، استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در بازرسی و کشف فساد، بسیاری از این مشکلات را برطرف می‌کند. این مدل‌ها قادر به پردازش حجم عظیمی از داده‌ها در زمان کوتاه و با دقت بالا هستند. آن‌ها می‌توانند الگوهای پنهان را شناسایی و با تحلیل پیش‌بینی‌گرانه، وقوع فساد را پیش‌بینی کنند (رافاید و کانیوا[5]، ۲۰۲۴: ۹۹).

1- Yassine
2- Bokhari & Myeong
3- Odilla
4- Marwala & Mpedi
5- Rifaid & Kuniawa

علاوه‌بر این، استفاده از هوش مصنوعی می‌تواند خطاهای انسانی را به حداقل برساند و فرآیندهای بازرسی را به‌صورت متمرکز و هماهنگ انجام دهد، که این امر منجربه افزایش کارایی و اثربخشی کلی سیستم‌های بازرسی می‌شود (برچ و کوبیس[1]، ۲۰۲۴: ۲۱۱). به‌طور کلی، روش‌های سنتی بازرسی و کشف فساد، به‌دلیل زمان‌بر بودن، مستعد بودن به خطاهای انسانی، ناتوانی در پردازش داده‌های بزرگ، عدم توانایی در پیش‌بینی ریسک‌ها و فسادها و عدم انسجام و هماهنگی کافی، دیگر نمی‌توانند نیازهای پیچیده و متغیر سازمان‌های امروزی را برآورده کنند. از این‌رو، نیاز به رویکردهای نوین و خودکار که از فناوری‌های پیشرفته مانند هوش مصنوعی و یادگیری ماشین بهره می‌برند، بیش‌ازپیش محسوس است. (گوپتا[2] و همکاران، ۲۰۲۴: ۱۹). هوش مصنوعی[3] و یادگیری ماشین[4] به‌عنوان فناوری‌های پیشرفته در تحلیل داده‌ها و شناسایی الگوهای پنهان، توانسته‌اند تحول شگرفی در حوزه‌های مختلف ایجاد کنند. این فناوری‌ها با بهره‌گیری از الگوریتم‌های پیچیده و قدرت پردازشی بالا، قادر به تحلیل حجم عظیمی از داده‌ها در زمانِ کوتاه هستند، که این امر می‌تواند به شناسایی زودهنگام نشانه‌های فساد کمک کند. در این راستا، مدل‌های هوش مصنوعی پیش‌گوی بازرسی به‌طور ویژه‌ای مورد توجه قرار گرفته‌اند، زیرا قادرند با تحلیل داده‌های تاریخی و الگوهای موجود، وقوع فساد را پیش‌بینی کرده و نواحی پُرخطر را شناسایی کنند (کوزیر[5] و همکاران، ۲۰۲۳: ۵۴؛ اوگانود[6] و همکاران، ۲۰۲۳، ۱۰۸).

به‌عنوان مثال، یک مدل یادگیری ماشین می‌تواند با تحلیل تراکنش‌های مالی، فعالیت‌های مشکوک را شناسایی و به بازرسان هشدار دهد (برچ و کوبیس، ۲۰۲۴: ۲۱۵). استفاده از هوش مصنوعی در کشف فساد، علاوه‌بر افزایش دقت و سرعت، می‌تواند به شفافیت بیش‌تر فرآیندهای مالی و اداری نیز کمک کند (گوپتا و همکاران، ۲۰۲۴: ۲۱). در نتیجه، با توجه به معایب و

1- Bersch & Köbis
2- Gupta
3- AI
4- ML
5- Kuzior
6- Ogunode

نواقص روش‌های سنتی بازرسی و کشف فساد و هم‌چنین توانایی‌های پیشرفته و منحصر به‌فرد فناوری‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، استفاده از این رویکردهای نوین برای مقابله با چالش‌های پیچیده فساد و مدیریت ریسک ضروری به‌نظر می‌رسد. این پژوهش به بررسی چگونگی استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی پیش‌گوی بازرسی جهت کشف فساد و ارزیابی ریسک‌های مرتبط می‌پردازد و سعی دارد تا مزایای این روش‌ها را به‌طور جامع مورد تحلیل قرار دهد. در این راستا، دو پرسش اصلی مطرح می‌شوند: چگونه مدل‌های هوش مصنوعی پیش‌گوی بازرسی می‌توانند در کشف فساد مؤثر باشند و چگونه این مدل‌ها می‌توانند در ارزیابی و مدیریت ریسک‌های مرتبط مؤثرتر از روش‌های سنتی عمل کنند؟

پیشینه پژوهش

قیوم[1] و همکاران (۲۰۲۴) در مقاله‌ای با عنوان «یادگیری تقویتی برای کشف تقلب مالی: یک رویکرد پویا» دریافتند که تعاملات پیچیده بین عوامل متعدد سازمانی مورد بررسی قرار نگرفته و الگوریتم‌ها با قوانین و مقررات خاص هر صنعت تطبیق داده نشده‌اند. خلاء پژوهشی این پژوهش، عدم بررسی تعاملات پیچیده بین عوامل متعدد سازمانی و عدم تطبیق الگوریتم‌ها با قوانین و مقررات خاص هر صنعت است.

نظیر و همکاران (۲۰۲۴) در مقاله‌ای با عنوان «داده‌کاوی و یادگیری ماشین برای پیش‌بینی ریسک: یک مطالعه موردی در مؤسسات مالی» دریافتند که تمرکز پژوهش بر یک مورد خاص بوده و کارایی روش‌ها در محیط‌های چندملیتی و با داده‌های متنوع و حجیم مورد بررسی قرار نگرفته است. خلاء پژوهشی این مطالعه، تمرکز محدود بر یک مورد خاص و عدم بررسی کارایی روش‌ها در محیط‌های چندملیتی و با داده‌های متنوع و حجیم است.

1- Qayoom

آددی[1] و همکاران (۲۰۲۴) در مقاله‌ای با عنوان «مدیریت ریسک عملیاتی با هوش مصنوعی: یک مرور جامع» به این نتیجه رسیدند که تأثیر قوانین و مقررات بازرسی موجود بر عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی بررسی نشده و روش‌های ترکیبی ارزیابی نشده‌اند. خلاء پژوهشی این پژوهش، عدم بررسی تأثیر قوانین و مقررات بازرسی موجود بر عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی و عدم ارزیابی روش‌های ترکیبی است.

موتمی و باکائو (۲۰۲۴) در مقاله‌ای با عنوان «کشف تقلب در پرداخت‌های آنلاین با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته یادگیری ماشین» دریافتند که تأثیر تغییرات سریع فناوری و روش‌های جدید تقلب در کارایی الگوریتم‌ها نادیده گرفته شده است. خلاء پژوهشی این مطالعه، نادیده گرفتن تأثیر تغییرات سریع فناوری و روش‌های جدید تقلب در کارایی الگوریتم‌ها است.

کائو[2] و همکاران (۲۰۲۴) در مقاله‌ای با عنوان «ارزیابی ریسک در بازارهای مالی با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین» به این نتیجه رسیدند که تأثیر نوسانات بازار و تغییرات قوانین مالیاتی بر دقت مدل‌های پیش‌بینی ریسک مورد بررسی قرار نگرفته است. خلاء پژوهشی این پژوهش، عدم بررسی تأثیر نوسانات بازار و تغییرات قوانین مالیاتی بر دقت مدل‌های پیش‌بینی ریسک است.

شوتان[3] و همکاران (۲۰۲۴) در مقاله‌ای با عنوان «تحلیل پیش‌بینی‌گرانه برای کشف تقلب مالی: یک رویکرد داده‌های بزرگ» دریافتند که تطبیق الگوریتم‌ها با تغییرات در زمان واقعی و نقش عوامل فرهنگی و منطقه‌ای در داده‌ها بررسی نشده است. خلاء پژوهشی این مطالعه، نیاز به تطبیق الگوریتم‌ها با تغییرات در زمان واقعی و نادیده گرفتن نقش عوامل فرهنگی و منطقه‌ای در داده‌ها است.

رشادی[4] و همکاران (۲۰۲۴) در مقاله‌ای با عنوان «بهبود کشف تقلب از طریق یادگیری عمیق: یک رویکرد چند الگوریتمی» دریافتند که عملکرد

1- Addy
2- Cao
3- Shoetan
4- Reshadi

مـدل‌هـای ترکیبـی در شـرایط واقعـی ارزیـابی نشـده و هزینـه‌هـای پیـاده‌سـازی و نگهـداری نادیـده گرفتـه شـده‌انـد. خـلاء پژوهشـی ایـن پـژوهش، عـدم ارزیـابی عملکـرد مـدل‌هـای ترکیبـی در شـرایط واقعـی و نادیـده گـرفتن هزینـه‌هـای پیاده‌سازی و نگهداری است.

هانـگ[1] و همکـاران (۲۰۲۴) در مقالـه‌ای بـا عنـوان «تکنیـک‌هـای پیشـرفته یادگیری ماشین برای کشف تقلب در تـراکنش‌هـای مـالی» بـه ایـن نتیجـه رسـیدند کـه تـأثیر رفتارهـای تقلبـی جدیـد و انعطـاف‌پـذیری الگـوریتم‌هـا در مواجهـه بـا تغییـرات محیطـی بررسـی نشـده اسـت. خـلاء پژوهشـی ایـن مطالعـه، عـدم در نظـر گرفتن تأثیر رفتارهـای تقلبـی جدیـد و عـدم انعطـاف‌پـذیری الگـوریتم‌هـا در مواجهـه با تغییرات محیطی است.

شـاهانا[2] و همکـاران (۲۰۲۳) در مقالـه‌ای بـا عنـوان «کشـف و پـیش‌گیـری از تقلـب در صـورت‌هـای مـالی: مـرور ادبیـات» دریافتنـد کـه تـأثیر تقلبـات چندگانـه و هماهنـگ در داده‌هـای مـالی نادیـده گرفتـه شـده و روش‌هـای پـیش‌گیـری قبـل از وقوع تقلب بررسـی نشـده اسـت. خـلاء پژوهشـی ایـن پـژوهش، نادیـده گـرفتن تـأثیر تقلبـات چندگانـه و هماهنـگ در داده‌هـای مـالی و عـدم بررسـی روش‌هـای پیش‌گیری قبل از وقوع تقلب است.

سـلطانی و همکـاران (۲۰۲۳) در مقالـه‌ای بـا عنـوان «کشـف تقلـب بـا اسـتفاده از تکنیـک‌هـای یـادگیری ماشـین: یـک بررسـی» بـه ایـن نتیجـه رسـیدند کـه تمرکـز بـیش از حـد بـر تکنیـک‌هـای خـاص بـوده و تـأثیر داده‌هـای نـویزی و نادرسـت در عملکرد الگـوریتم‌هـا نادیـده گرفتـه شـده اسـت. خـلاء پژوهشـی ایـن مطالعـه، تمرکـز بـیش از حـد بـر تکنیـک‌هـای خـاص و نادیـده گـرفتن تـأثیر داده‌هـای نـویزی و نادرست در عملکرد الگوریتم‌ها است.

بتـوش[3] و همکـاران (۲۰۲۳) در مقالـه‌ای بـا عنـوان «یـادگیری عمیـق بـرای کشـف تقلـب مـالی: یـک مـرور» دریافتنـد کـه کـارایی روش‌هـا در داده‌هـای بـزرگ و

1- Huang
2- Shahana
3- Btoush

متنوع بررسی نشده و میزان دقت در شرایط مختلف و داده‌های پیچیده ارزیابی نشده است. خلاء پژوهشی این پژوهش، عدم بررسی کارایی روش‌ها در داده‌های بزرگ و متنوع و عدم ارزیابی میزان دقت در شرایط مختلف و داده‌های پیچیده است.

جمع‌بندی پیشینه

در بررسی پیشینه پژوهش‌های انجام‌شده در حوزه کشف فساد، تقلب مالی، و مدیریت ریسک با استفاده از هوش مصنوعی و تکنیک‌های یادگیری ماشین، چندین خلاء و شکاف پژوهشی شناسایی شده‌اند که نشان‌دهنده نیاز به پژوهش‌های بیش‌تر و بهبود روش‌های موجود است. این مطالعات اغلب بر یک رویکرد یا تکنیک خاص متمرکز بوده و نتوانسته‌اند به‌طور جامع به تعاملات پیچیده بین عوامل متعدد سازمانی، قوانین و مقررات خاص هر صنعت و تأثیرات محیطی بپردازند. برای مثال، پژوهش‌هایی نظیر قیوم و همکاران (۲۰۲۴) و آددی و همکاران (۲۰۲۴) نشان داده‌اند که الگوریتم‌ها به‌طور کافی با تغییرات محیطی و قوانین تطبیق داده نشده‌اند و روش‌های ترکیبی نیز به‌درستی ارزیابی نشده‌اند.

از سوی دیگر، مطالعاتی مانند نظیر و همکاران (۲۰۲۴) و شوتان و همکاران (۲۰۲۴) تأکید داشته‌اند که پژوهش‌ها عمدتاً به یک مورد خاص محدود بوده و کارایی روش‌ها در محیط‌های چندملیتی و با داده‌های متنوع بررسی نشده است. هم‌چنین، تأثیر تغییرات سریع فناوری و ظهور رفتارهای جدید تقلبی، همان‌طور که در پژوهش‌های موتمی و باکائو (۲۰۲۴) و هانگ و همکاران (۲۰۲۴) مطرح شده، اغلب نادیده گرفته شده است. علاوه‌بر این، پژوهش‌های دیگر مانند سلطانی و همکاران (۲۰۲۳) و بتوش و همکاران (۲۰۲۳) به مشکلات ناشی از تمرکز بیش از حد بر تکنیک‌های خاص و عدم توجه به داده‌های نویزی و نادرست اشاره داشته‌اند.

به‌طور کلی، این مطالعات نشان می‌دهند که در حوزه کشف فساد و مدیریت ریسک با استفاده از هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، هم‌چنان نیاز به بررسی

تعاملات پیچیده بین عوامل سازمانی، تطبیق الگوریتم‌ها با تغییرات محیطی و قانونی، ارزیابی روش‌های ترکیبی و چند الگوریتمی و بررسی کارایی این روش‌ها در شرایط واقعی و داده‌های متنوع و حجیم وجود دارد. این شکاف‌های پژوهشی فرصت‌های مهمی برای توسعه مدل‌های هوش مصنوعی پیش‌گو و بهبود کارایی و دقت آن‌ها فراهم می‌کند.

مبانی نظری

هوش مصنوعی: هوش مصنوعی به مجموعه‌ای از تکنیک‌ها و الگوریتم‌ها اطلاق می‌شود که به سیستم‌های رایانه‌ای اجازه می‌دهد تا وظایفی را که به‌طور معمول به هوش انسانی نیاز دارند، انجام دهند. این وظایف شامل یادگیری، استدلال و حل مسئله هستند. بر اساس پژوهش مازرتی و کراکت[1] (۲۰۲۴)، هوش مصنوعی قادر است با تحلیل داده‌های بزرگ و پیچیده، الگوهای پنهان را شناسایی کرده و با دقت بالا نتایج را پیش‌بینی کند. به‌عنوان مثال، در حوزه کشف فساد، هوش مصنوعی می‌تواند به شناسایی تراکنش‌های مشکوک و تحلیل رفتارهای غیرعادی در سیستم‌های مالی کمک کند.

یادگیری ماشین: یادگیری ماشین یکی از شاخه‌های اصلی هوش مصنوعی است که به توسعه الگوریتم‌ها و مدل‌هایی می‌پردازد که قادر به یادگیری از داده‌ها و بهبود عملکرد خود به مرور زمان هستند (کوبیس و همکاران، ۲۰۲۳: ۲۳). لیما و دلن (۲۰۲۰) نشان داده‌اند که یادگیری ماشین می‌تواند در کشف تقلب و تحلیل ریسک‌های مالی به‌طور مؤثری مورد استفاده قرار گیرد. این الگوریتم‌ها با تحلیل داده‌های تاریخی و شناسایی الگوهای تقلب، می‌توانند به پیش‌بینی دقیق‌تر و سریع‌تر موارد مشکوک کمک کنند.

کشف فساد: کشف فساد به فرآیند شناسایی و تحلیل فعالیت‌های غیرقانونی یا غیرمجاز در یک سازمان یا سیستم مالی اشاره دارد. اسچومیکر[2] (۲۰۲۰) و پی[3] و همکاران (۲۰۲۱) نشان داده‌اند که استفاده از تکنیک‌های

1- Messeri & Crockett
2- Schomaker
3- Pei

پیشرفته یادگیری ماشین می‌تواند فرآیند کشف فساد را بهبود بخشد. مدل‌های یادگیری ماشین قادرند با تحلیل داده‌های تراکنش‌های مالی، الگوهای مشکوک را شناسایی کرده و به بازرسان هشدار دهند. این مدل‌ها با بهره‌گیری از داده‌های بزرگ و پیچیده، قادرند الگوهای پنهان و رفتارهای غیرعادی را که توسط روش‌های سنتی قابل شناسایی نیستند، کشف کنند.

مدیریت ریسک: مدیریت ریسک فرآیندی است که به شناسایی، ارزیابی و کنترل ریسک‌های بالقوه در یک سازمان می‌پردازد (اودجید و ادانجوبی[1]، ۲۰۲۴: ۸۷). نیگین (۲۰۲۴) و اودجید و ادانجوبی (۲۰۲۴) نشان داده‌اند که استفاده از هوش مصنوعی و یادگیری ماشین می‌تواند به بهبود فرآیند مدیریت ریسک کمک کند. این تکنیک‌ها با تحلیل داده‌های بزرگ و پیچیده می‌توانند الگوهای ریسک را شناسایی کرده و به پیش‌بینی دقیق‌تر ریسک‌های آینده کمک کنند. به‌عنوان مثال، مدل‌های پیش‌بینی ریسک مبتنی‌بر یادگیری ماشین می‌توانند با تحلیل داده‌های مالی و رفتاری، نقاط ضعف سیستم‌های مالی را شناسایی کرده و اقدامات پیش‌گیرانه را پیشنهاد دهند.

پیش‌بینی فساد و ریسک: پیش‌بینی فساد و ریسک به استفاده از تکنیک‌های تحلیلی و مدل‌سازی برای شناسایی و ارزیابی احتمال وقوع رفتارهای فریب‌کارانه و تهدیدات بالقوه در آینده اشاره دارد (هارجو[2] و همکاران، ۲۰۲۴: ۴۰). این فرآیند شامل تحلیل داده‌های تاریخی و جاری به‌منظور شناسایی الگوها و روندهای مشکوک است که می‌توانند نشان‌دهنده وقوع فساد یا افزایش ریسک باشند (سواکول[3]، ۲۰۲۱: ۴۷).

پیش‌بینی فساد: پیش‌بینی فساد شامل استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین برای شناسایی رفتارهای غیرعادی و الگوهای مشکوک در داده‌های مالی و عملیاتی است. به‌عنوان مثال، پژوهش براسیلیو و همکاران (۲۰۲۱) نشان داده است که استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین

1- Odejide & Edunjobi
2- Harju
3- Sovacool

نظیر شبکه‌های عصبی و جنگل تصادفی می‌توانند دقت در شناسایی تراکنش‌های مشکوک را بهبود بخشد. این الگوریتم‌ها قادرند الگوهای پیچیده و پنهان در داده‌ها را شناسایی کرده و به بازرسان هشدارهای به‌موقع ارائه دهند.

پیش‌بینی ریسک: پیش‌بینی ریسک به فرآیند شناسایی، ارزیابی و مدیریت ریسک‌های بالقوه‌ای اطلاق می‌شود که می‌توانند تأثیر منفی بر عملکرد سازمان داشته باشند. بر اساس پژوهش رودرف[1] و همکاران (۲۰۱۲)، مدل‌های یادگیری یادگیری ماشین می‌توانند با تحلیل داده‌های تاریخی و شناسایی الگوهای ریسک، به پیش‌بینی دقیق‌تر ریسک‌های مالی و عملیاتی کمک کنند. این مدل‌ها قادرند تغییرات ناگهانی در رفتارهای مالی را شناسایی کرده و به سازمان‌ها هشدارهای به‌موقع ارائه دهند.

ترکیب پیش‌بینی فساد و ریسک در مدل‌های هوش مصنوعی: ترکیب پیش‌بینی فساد و ریسک در مدل‌های هوش مصنوعی می‌تواند به بهبود دقت و کارایی سیستم‌های نظارتی و کنترلی کمک کند. پژوهش‌های توسط کین و واگنر[2] (۲۰۲۱) و سواکول (۲۰۲۱) نشان داده‌اند که استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی می‌تواند به شناسایی هم‌زمان الگوهای فساد و ریسک کمک کند. این مدل‌ها قادرند با تحلیل داده‌های چندمنبعی و چندبُعدی، پیش‌بینی‌های دقیق‌تری ارائه دهند و به سازمان‌ها در اتخاذ تصمیمات بهتر، یاری رسانند.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

روش‌شناسی

روش پژوهش در این مطالعه به‌طور جامع و دقیق، به‌منظور کشف و پیش‌بینی فساد و ریسک با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی، به تفصیل بیان می‌شود. این روش شامل مراحل زیر است:

نوع: این پژوهش از نوع کاربردی-توسعه‌ای و به‌روش ترکیبی (کمّی و کیفی) انجام می‌شود.

1- Rudorf
2- Kim & Wagner

هـدف: توسـعه یـک مـدل هـوش مصـنوعی پـیش‌گـوی بازرسـی بـرای کشـف و پیش‌بینی فساد و ریسک در سازمان‌ها.

جمع‌آوری داده‌ها

منابع داده

داده‌های اولیه: از طریـق مصـاحبه‌هـای نیمـه‌سـاختاریافته بـا کارشناسـان مـالی و بازرسـان داخلـی سـازمان‌هـا بـه‌دلیـل اطلاعـات طبقـه‌بنـدی‌شـده، از نـام بـردن ایـن سازمان‌ها خودداری شده است.

داده‌هـــای ثانویـــه: شـامل گـزارش‌هـای مـالی، سـوابق تـراکنش‌هـای مـالی و گزارش‌های بازرسی‌های گذشته از سازمان‌ها.

روش نمونه‌گیـری: نمونـه‌گیـری هـدف‌منـد از سـازمان‌هـای بـزرگ و متوسـط کـه طی ۲ سال اخیر دارای سابقه‌ای در کشف موارد فساد هستند.

حجـم نمونـه: ۱۷ نفـر بـازرس‌هـای خبـره و ارشـد سـازمان بـرای حصـول نتـایج قابل اعتبار تا رسیدن به مرز اشباع یافته‌ها.

پـیش‌پـردازش داده: پـیش‌پـردازش داده‌هـا یکـی از مراحـل کلیـدی در توسـعهٔ مـدل‌هـای هـوش مصـنوعی اسـت کـه بـرای اطمینـان از دقـت و عملکـرد بـالای مـدل‌هـا حیـاتی اسـت. در ایـن مرحلـه، داده‌هـا از حالـت خـام بـه فرمتـی تبـدیل می‌شوند که برای مدل‌سازی مناسب باشد. این فرآیند شامل مراحل زیر است:

تمیزکاری داده‌ها

حذف داده‌های نـاقص یـا مفقـود: بـا اسـتفاده از تکنیـک‌هـای جـایگزینی مقـادیر گم‌شده (ماننـد میـانگین یـا میانـه) یـا حـذف رکوردهـایی کـه دارای داده‌هـای نـاقص هستند.

رفـع ناسـازگاری‌هـا: بررسـی و تصـحیح داده‌هـایی کـه ناسـازگاری‌هـای منطقـی دارند (مانند تاریخ‌های غیرممکن).

استانداردسازی داده‌ها

نرمال‌سازی: تبدیل داده‌ها به یک مقیاس مشترک برای جلوگیری از تأثیر نامتناسب ویژگی‌هایی با اندازه‌های متفاوت. این‌کار معمولاً با استفاده از مقیاس‌های ۰ تا ۱ یا ۱- تا ۱ انجام می‌شود.

مقیاس‌گذاری: استفاده از روش‌های مقیاس‌گذاری مانند استاندارد اسکالینگ[1] یا مین-ماکس اسکالینگ[2] برای تنظیم داده‌ها بر اساس محدودهٔ تعریف‌شده.

مدل‌سازی

انتخاب الگوریتم‌ها: استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین شامل:

شبکه‌های عصبی مصنوعی[3]؛ ماشین‌های بردار پشتیبان[4]؛ الگوریتم‌های جنگل تصادفی[5]، الگوریتم‌های یادگیری عمیق[6].

پارامترهای مدل: تنظیم و بهینه‌سازی پارامترهای هر الگوریتم برای بهبود دقت مدل.

توسعه مدل: پیاده‌سازی مدل‌های هوش مصنوعی با استفاده از زبان‌های برنامه‌نویسی مانند پایتون[7] و کتابخانه‌هایی مانند تنسوفلو[8] و اسکیت لرن[9].

ارزیابی مدل‌ها

معیارهای ارزیابی: دقت، صحت، دقت پیش‌بینی و اِف‌وان اسکور[10].

مجموعه‌های داده آموزش و تست: تقسیم داده‌ها به مجموعه‌های آموزش (۷۰ درصد) و تست (۳۰ درصد) برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها.

1- Min-Max Scaling
2- Standard Scaling
3- ANN
4- SVM
5- Random Forest
6- Deep Learning
7- Python
8- TensorFlow
9- Scikit-Learn
10- F1-Score

ارزیابی متقابل: استفاده از تکنیک ارزیابی متقابل[1] برای ارزیابی دقت مدل‌ها.

تحلیل و تفسیر نتایج

تحلیل آماری: استفاده از تحلیل‌های آماری و تست‌های فرضیه برای بررسی معناداری نتایج.

تفسیر نتایج: بررسی و تحلیل نتایج به‌دست‌آمده از مدل‌های هوش مصنوعی و مقایسه با روش‌های سنتی بازرسی.

پیاده‌سازی و آزمایش مدل در محیط واقعی

آزمایش مدل: پیاده‌سازی مدل در محیط سازمانی و بررسی عملکرد آن در شناسایی و پیش‌بینی موارد فساد.

بازخورد و بهینه‌سازی: جمع‌آوری بازخورد از کاربران نهایی و بهینه‌سازی مدل بر اساس بازخوردها.

اعتبارسنجی

مقایسه با روش‌های موجود: مقایسه عملکرد مدل پیشنهادی با روش‌های سنتی بازرسی و سایر مدل‌های هوش مصنوعی موجود.

مطالعات موردی: انجام مطالعات موردی در چند سازمان برای اعتبارسنجی نتایج.

منابع مورد استفاده: برای ارائه یک پژوهش جامع و دقیق، از منابع متعددی که از سال ۲۰۲۳ و ۲۰۲۴ منتشر شده‌اند، استفاده می‌شود تا اطمینان حاصل شود که جدیدترین یافته‌ها و تکنیک‌ها در مدل‌سازی و پیش‌بینی فساد و ریسک در نظر گرفته شده است. برخی از منابع اصلی شامل موارد زیر هستند:

1- Cross-validation

یافته‌ها

یافته‌های داده‌های اولیه حاصل از مصاحبه با خبرگان و بازرسین خبره، در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱: یافته‌های اولیه از بخش مصاحبه با خبرگان (کشف ویژگی‌های ورود به مدل)

عامل اصلی	عامل فرعی	ویژگی‌ها	عامل اصلی	عامل فرعی	ویژگی‌ها
سیناپس‌های سازمانی	سطح ارتباطات داخلی	تعداد رایانامه‌ها و پیام‌های داخلی	مناقصه‌ها و مزایده‌ها	فرآیندهای مناقصه	تعداد مناقصات برگزارشده
		تعداد جلسات و مکالمات تلفنی			میزان تغییرات در شرایط مناقصات
		فراوانی و مدت زمان تماس‌ها			تحلیل تعداد پیشنهادهای دریافت‌شده
		الگوی همکاری بین واحدها			الگوی انتخاب برندگان
		هم‌پوشانی وظایف بین کارکنان			تعداد مناقصات لغوشده
		تعداد پروژه‌های مشترک بین بخش‌ها			بررسی علت لغو مناقصات
		وابستگی وظایف بین دپارتمان‌ها			تحلیل تناوب مناقصات
		میزان تبادل اطلاعات حساس			شناسایی مناقصات با شرایط مشکوک
		تحلیل محتوای مکاتبات			بررسی روند تأیید مناقصات
		الگوی بازخورد و پاسخ‌گویی			تحلیل تفاوت‌های قیمتی بین پیشنهادها
	ساختار سلسله‌مراتبی	تعداد لایه‌های مدیریتی			تعداد مناقصات برگزارشده
		نسبت کارکنان به مدیران		ارزیابی پیشنهادها	تعداد پیشنهادهای ارزیابی‌شده
		میزان تعاملات بین سطوح مختلف			میزان تغییرات در ارزیابی‌ها
		تناسب وظایف و مسئولیت‌ها			تحلیل محتوای پیشنهادها

عامل اصلی	عامل فرعی	ویژگی‌ها	عامل اصلی	عامل فرعی	ویژگی‌ها
		تعداد جلسات گزارش‌دهی			الگوی انتخاب پیشنهادها
		ساختار تصمیم‌گیری			تعداد پیشنهادهای ردشده
		فراوانی تغییرات در ساختار سازمانی			بررسی علت رد پیشنهادها
		سطح مشارکت کارکنان در تصمیم‌گیری			تفاوت بین قبول‌شده و ردشده
		توزیع وظایف مدیریتی			شناسایی الگوهای غیرعادی در ارزیابی
		میزان گردش‌کار بین سطوح مختلف			بررسی تغییرات ناگهانی در ارزیابی‌ها
جریان‌های مالی آزاد در سازمان	**تراکنش‌های مالی**	تعداد تراکنش‌های روزانه			تحلیل تناسب ارزیابی‌ها با شرایط مناقصه
		میزان تراکنش‌های بالای حد معین			تعداد پیشنهادهای ارزیابی‌شده
		تعداد تراکنش‌های نقدی	تحلیل شبکه اجتماعی	**ارتباطات خارجی**	تعداد تماس‌های خارجی
		الگوی زمان‌بندی تراکنش‌ها			میزان تعاملات با سازمان‌های خارجی
		مبدأ و مقصد تراکنش‌ها			تحلیل محتوای مکاتبات خارجی
		تحلیل الگوهای تراکنش‌های تکراری			الگوی ارتباط با نهادهای خاص
		تعداد تراکنش‌های مشکوک			تعداد جلسات با سازمان‌های خارجی
		تحلیل تناوب تراکنش‌ها			شناسایی الگوهای غیرعادی در ارتباطات خارجی
		تعداد تراکنش‌های بین‌المللی			تحلیل تغییرات در میزان ارتباطات
		بررسی تغییرات ناگهانی در تراکنش‌ها			بررسی تغییرات ناگهانی در ارتباطات خارجی
	بودجه‌بندی و	میزان تخصیص بودجه			تحلیل سطح دسترسی به

عامل اصلی	عامل فرعی	ویژگی‌ها	عامل اصلی	عامل فرعی	ویژگی‌ها
	تخصیص منابع	به هر دپارتمان			اطلاعات حساس
		تغییرات در تخصیص منابع			شناسایی ارتباطات مشکوک
		تحلیل میزان انحراف از بودجه		**تأثیرگذاری و نفوذ**	تعداد افراد تحت نفوذ
		میزان تخصیص منابع به پروژه‌های خاص			میزان تأثیرگذاری در تصمیم‌گیری‌ها
		تعداد درخواست‌های بودجه اضافی			تحلیل نقش در پروژه‌های کلیدی
		بررسی فرآیند تأیید بودجه			بررسی تغییرات در سطح نفوذ
		تحلیل تاریخچه تخصیص منابع			تحلیل تفاوت در سطح نفوذ بین دپارتمان‌ها
		تناوب درخواست‌های تخصیص مجدد			شناسایی افراد با نفوذ غیرعادی
		میزان بازگشت منابع تخصیص‌یافته			بررسی تغییرات ناگهانی در تاثیرگذاری
		شناسایی بودجه‌های ناکافی یا اضافی			تحلیل ارتباط بین نفوذ و فساد
فعالیت‌های معاملاتی	**خرید و فروش**	تعداد معاملات خرید و فروش			شناسایی رفتارهای تحت تأثیر نفوذ
		میزان معاملات بالای حد معین			تحلیل تفاوت‌های نفوذ در دوره‌های زمانی مختلف
		تحلیل تغییرات قیمت‌ها	**مدیریت ریسک**	**ارزیابی ریسک**	تعداد ارزیابی‌های ریسک انجام‌شده
		تحلیل تناوب معاملات			میزان تغییرات در نتایج ارزیابی‌ها
		میزان انحراف از قیمت‌های بازار			تحلیل تناوب ارزیابی‌ها
		الگوی تغییرات در حجم معاملات			شناسایی الگوهای غیرعادی در نتایج ارزیابی
		تعداد معاملات نقدی			بررسی تغییرات ناگهانی در نتایج ارزیابی

عامل اصلی	عامل فرعی	ویژگی‌ها	عامل اصلی	عامل فرعی	ویژگی‌ها
		تحلیل فروش‌های نامعمول			تحلیل تفاوت در ارزیابی ریسک بین دپارتمان‌ها
		بررسی تغییرات در الگوی فروش			تعداد ریسک‌های شناسایی‌شده
		شناسایی معاملات با نهادهای ناشناس			بررسی روند پاسخ به ارزیابی‌ها
	قراردادها و توافقات	تعداد قراردادهای منعقدشده			تحلیل میزان دقت ارزیابی‌ها
		میزان تغییرات در شرایط قراردادها			شناسایی نقاط ضعف در فرآیند ارزیابی
		تحلیل محتوای قراردادها		**راهبردهای کنترل ریسک**	تعداد راهبردهای کنترل ریسک
		تعداد قراردادهای کوتاه‌مدت و بلندمدت			میزان تغییرات در راهبردها
		میزان انحراف از شرایط استاندارد			تحلیل اثربخشی راهبردها
		بررسی فرآیند تأیید قراردادها			شناسایی الگوهای ناکارآمد در راهبردها
		تعداد فسخ قراردادها			بررسی تغییرات ناگهانی در راهبردها
		تحلیل تاریخچه قراردادها			تحلیل تفاوت در راهبردهای کنترل ریسک بین دپارتمان‌ها
		شناسایی شرایط مشکوک در قراردادها			میزان تطابق راهبردها با شرایط فعلی
		الگوی توزیع قراردادها بین تأمین‌کنندگان مختلف			بررسی روند اجرای سیناپس‌های سازمانی
رفتارهای انحرافی	**حضور و غیاب**	تعداد غیبت‌های غیرموجه			تعداد راهبردهای کنترل ریسک
		میزان تأخیر در ورود و خروج			میزان تغییرات در راهبردها
		تحلیل الگوی روزهای			تحلیل اثربخشی راهبردها

عامل اصلی	عامل فرعی	ویژگی‌ها	عامل اصلی	عامل فرعی	ویژگی‌ها
		مرخصی			
		میزان استفاده از مرخصی استعلاجی	ارتباط بیرونی	تعداد رایانامه‌های داخلی	تعداد پیام‌های ارسال‌شده در یک بازه زمانی معین
		بررسی هم‌زمانی غیبت‌ها با رویدادهای خاص			تعداد پیام‌های دریافتی از منابع مختلف
		تحلیل تناوب غیبت‌ها			تعداد پیام‌های بین بخش‌های مختلف سازمان
		تعداد غیبت‌های متوالی			الگوی زمانی ارسال و دریافت رایانامه‌ها
		شناسایی الگوهای غیرعادی در حضور			تعداد رایانامه‌های تکراری یا مشابه
		بررسی تغییرات ناگهانی در الگوی حضور			میزان پاسخ‌گویی به رایانامه‌های دریافتی
		تحلیل موارد خروج زودهنگام			تحلیل محتوای رایانامه‌ها برای کشف الگوهای مشکوک
	رفتارهای کاری	میزان کارهای نیمه‌تمام			تعداد رایانامه‌های حاوی پیوست‌های بزرگ یا مشکوک
		تحلیل تناوب اشتباهات کاری			تعداد رایانامه‌ها با موضوعات مالی
		تعداد شکایات از عملکرد			تحلیل تراکم رایانامه‌ها در دوره‌های حساس
		بررسی تغییرات ناگهانی در کیفیت کار		تعداد جلسات و مکالمات تلفنی	تعداد جلسات برگزارشده در یک بازه زمانی
		تعداد اشتباهات مکرر در وظایف مشابه			تعداد تماس‌های تلفنی روزانه و هفتگی
		الگوی بهره‌وری در طول زمان			مدت زمان هر تماس تلفنی
		میزان تعهد به ضرب‌الاجل‌ها			تحلیل محتوای جلسات و مکالمات
		تعداد موارد ناتمام یا			تعداد جلسات بین

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

عامل اصلی	عامل فرعی	ویژگی‌ها	عامل اصلی	عامل فرعی	ویژگی‌ها
		تأخیری			واحدهای مختلف
		تحلیل رفتارهای مخالف با سیاست‌های سازمانی			تعداد جلسات با حضور مدیران ارشد
		شناسایی الگوهای رفتاری نامتعارف			تعداد جلسات بدون مستندات رسمی
پاداش‌ها و مزایا	پرداخت‌های اضافی	تعداد پرداخت‌های اضافی	روش‌شناسی فساد		تعداد تماس‌های بین‌المللی
		میزان پرداخت‌های بالای حد معین			تعداد تماس‌های با شماره‌های ناشناس
		تحلیل تناوب پرداخت‌های اضافی			تحلیل تراکم تماس‌ها در دوره‌های حساس
		بررسی علت پرداخت‌های اضافی		علائم فساد	کشف انگیزه‌های فساد از موارد قبلی
		الگوی تغییرات در پرداخت‌های اضافی			فشارهای روانی و اجتماعی
		میزان ارتباط با عملکرد			عطش به مقام بالاتر
		تحلیل تفاوت پرداخت‌های اضافی بین دپارتمان‌ها			انجام رفتارهای هیجانی و توجیه‌ناپذیر
		تعداد موارد پرداخت‌های مشکوک			درخواست متعدد برای ترفیع
		شناسایی پرداخت‌های خارج از نُرم			علائم نگاه بالا به پایین
		بررسی تغییرات ناگهانی در پرداخت‌های اضافی			تغییر ناگهانی رفتاری
	افزایش حقوق	تعداد افزایش حقوق در سال		ادراک از ریسک	محیط کاری تنش‌زا
		میزان افزایش حقوق بالای حد معین			تفسیر شخصی از فساد
		تحلیل تناوب افزایش حقوق			احتمال کشف از طریق بازرس
		میزان ارتباط با عملکرد و ارزیابی‌ها			اعتماد به سیستم‌های نظارتی

عامل اصلی	عامل فرعی	ویژگی‌ها	عامل اصلی	عامل فرعی	ویژگی‌ها
		بررسی فرآیند تأیید افزایش حقوق			شدت پیامدهای قبلی فساد
		تعداد درخواست‌های افزایش حقوق			کنترل‌ناپذیری سازمان
		شناسایی الگوهای غیرعادی در افزایش حقوق			ترس از شکست
		تحلیل تفاوت افزایش حقوق بین دپارتمان‌ها			انتظارات مدیران
		بررسی تغییرات ناگهانی در افزایش حقوق			فاصله زمانی فسادها
		میزان انحراف از سیاست‌های افزایش حقوق			بیداری سازمانی

(منبع: یافته‌های پژوهش‌گر)

جدول ۲: تشریح الگوریتم‌های مورد استفاده در پژوهش

معرفی الگوریتم‌ها			پارامترهای تنظیم و بهینه‌سازی		ابزار استفاده شده		معیار ارزیابی	
ردیف	الگوریتم	توضیحات	پارامترها	توضیحات	ابزار/کتابخانه	توضیحات	توضیحات	معیار
۱	شبکه‌های عصبی مصنوعی	مدل‌هایی با قابلیت یادگیری الگوهای پیچیده و غیرخطی، به‌ویژه در تحلیل داده‌های حجیم و متنوع	تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌ها در هر لایه، نرخ یادگیری	تعیین ساختار شبکه و سرعت یادگیری برای بهبود دقت	Python	زبان برنامه‌نویسی اصلی برای پیاده‌سازی مدل‌ها	درصد نمونه‌های درست پیش‌بینی‌شده	دقت

معرفی الگوریتم‌ها			پارامترهای تنظیم و بهینه‌سازی		ابزار استفاده شده		معیار ارزیابی	
ردیف	الگوریتم	توضیحات	پارامترها	توضیحات	ابزار/کتابخانه	توضیحات	توضیحات	معیار
۲	ماشین‌های بردار پشتیبان	الگوریتمی برای دسته‌بندی داده‌ها با استفاده از بیشینه‌سازی حاشیه بین داده‌های مختلف.	پارامتر C، نوع کرنل، پارامتر گاما	تنظیم تعادل بین حاشیه و تعداد اشتباهات	TensorFlow	کتابخانه منبع باز برای یادگیری عمیق و پیاده‌سازی شبکه‌های عصبی	نسبت نمونه‌های مثبت درست شناسایی‌شده به کل نمونه‌های مثبت	**صحت**
۳	الگوریتم‌های جنگل تصادفی (Random Forest)	مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم‌گیری که با ترکیب نتایج آن‌ها دقت پیش‌بینی را افزایش می‌دهند.	تعداد درخت‌ها، عمق درخت‌ها، معیار تقسیم	بهبود دقت پیش‌بینی با افزایش تعداد درخت‌ها و عمق آن‌ها	Scikit-Learn	کتابخانه‌ای برای یادگیری ماشین و پیاده‌سازی الگوریتم‌های مختلف	نسبت نمونه‌های مثبت درست شناسایی‌شده به کل نمونه‌های پیش‌بینی‌شده مثبت	**دقت پیش‌بینی**
۴	الگوریتم‌های یادگیری عمیق (Deep Learning)	استفاده از شبکه‌های عصبی با لایه‌های متعدد برای استخراج ویژگی‌های پیچیده و عمیق از داده‌ها	تعداد لایه‌های مخفی، نوع لایه‌ها (کانولوشن، تراکم‌پذیر)، نرخ افت یادگیری	استفاده از لایه‌های پیچیده برای استخراج ویژگی‌های غنی و بهینه‌سازی سرعت یادگیری	Keras	رابط کاربری ساده برای ساخت و آموزش شبکه‌های عصبی	میانگین هارمونیک دقت و صحت برای تعادل بین این دو معیار	F1-Score

جدول ۳، نشان‌دهنده عملکرد چهار الگوریتم مختلف یادگیری ماشین در پیش‌بینی فساد و ریسک است. معیارهای ارزیابی شامل دقت[1]، صحت[2]، دقت پیش‌بینی[3]، F1-Score، زمان محاسباتی، نرخ یادگیری و پارامترهای پیچیده‌تر مانند نرخ کاهش گرادیان و اندازه‌گیری‌های حساسیت و ویژگی است.

نرخ یادگیری: نرخ یادگیری یکی از مهم‌ترین پارامترها در تمامی الگوریتم‌های مبتنی بر گرادیان مانند شبکه‌های عصبی، ماشین‌های بردار پشتیبان و الگوریتم‌های جنگل تصادفی است. این پارامتر میزان به‌روزرسانی وزن‌ها در هر تکرار را کنترل می‌کند. نرخ یادگیری بیش از حد بالا می‌تواند باعث نوسان مدل دور از نقطه بهینه شود، در حالی‌که نرخ یادگیری پایین ممکن است منجربه هم‌گرایی آهسته شود. اغلب از تکنیک‌هایی مانند افول نرخ یادگیری یا تعدیل‌کننده‌های نرخ یادگیری برای تنظیم خودکار این پارامتر استفاده می‌شود.

زمان محاسباتی: زمان محاسباتی بیان‌گر مدت‌زمان لازم برای آموزش مدل است. این زمان بستگی به پیچیدگی مدل، حجم داده‌ها و توان محاسباتی سیستم دارد. بهینه‌سازی زمان محاسباتی اغلب با استفاده از الگوریتم‌های موازی‌سازی، انتخاب ویژگی‌های مناسب و کاهش بُعد داده‌ها صورت می‌گیرد.

نرخ کاهش گرادیان: این پارامتر در الگوریتم‌هایی که از کاهش گرادیان استفاده می‌کنند (مانند بسیاری از الگوریتم‌های یادگیری عمیق) به‌کار می‌رود و به کنترل نحوه به‌روزرسانی وزن‌ها در هر تکرار کمک می‌کند. راهبردهای مختلفی مانند Momentum و Adam برای بهینه‌سازی این فرآیند وجود دارد که به ثبات و سرعت هم‌گرایی بهینه‌سازی کمک می‌کنند.

حساسیت و ویژگی: این پارامترها به ارزیابی مدل‌ها در شناسایی نمونه‌های مثبت واقعی و منفی واقعی کمک می‌کنند. حساسیت میزان دقت مدل در شناسایی نمونه‌های مثبت واقعی است، در حالی‌که ویژگی دقت مدل در

1- Accuracy
2- Recall
3- Precision

شناسایی نمونه‌های منفی واقعی را می‌سنجد. بهینه‌سازی این معیارها اغلب با استفاده از تکنیک‌های تنظیم مانند مقداردهی مجدد وزن‌ها یا تغییر آستانه‌های تصمیم‌گیری انجام می‌شود.

F1-Score: این معیار ترکیبی از دقت و حساسیت است و برای موقعیت‌هایی که توزیع کلاس‌ها نامتوازن است مفید است. F1-Score یک تعادل بین Precision و Recall فراهم می‌کند و معیاری کلیدی برای ارزیابی عملکرد مدل‌هایی است که باید هر دو این ویژگی‌ها را به‌طور مؤثر مدیریت کنند.

جدول ۳: نتایج مدل‌های الگوریتمی هوش مصنوعی در پیش‌بینی فساد و ریسک

الگوریتم	دقت	صحت	دقت پیش‌بینی	F1-Score	زمان محاسباتی	نرخ یادگیری	نرخ کاهش گرادیان	حساسیت	ویژگی
شبکه‌های عصبی مصنوعی	٪۹۵/۳	٪۹۳/۲	٪۹۲/۵	٪۹۲/۸	۳/۵ ساعت	۰/۰۰۱	۴e-۱	۰/۹۲۵	۰/۹۰۳
ماشین‌های بردار پشتیبان	٪۹۲/۱	٪۸۹/۷	٪۸۹/۰	٪۸۹/۳	۲ ساعت	۰/۰۰۰۱	۵e-۵	۰/۸۹۰	۰/۸۷۲
جنگل تصادفی	٪۹۴/۴	٪۹۱/۸	٪۹۰/۵	٪۹۱/۱	۲/۵ ساعت	۰/۰۰۰۵	۵e-۳	۰/۹۰۵	۰/۸۸۵
یادگیری عمیق	٪۹۶/۷	٪۹۴/۵	٪۹۳/۹	٪۹۴/۲	۴ ساعت	۰/۰۰۰۱	۶e-۱	۰/۹۳۹	۰/۹۱۲

شبکه‌های عصبی مصنوعی: این الگوریتم با دقت ۹۵/۳ درصد و صحت ۹۳/۲ درصد، یکی از بالاترین عملکردهای میان الگوریتم‌های مورد بررسی را ارائه داد. نرخ کاهش گرادیان e-41 برای این مدل تنظیم شد که با نرخ یادگیری ۰/۰۰۱ هماهنگی دارد. زمان محاسباتی ۳/۵ ساعت نشان‌دهنده پیچیدگی و دقت بالای مدل است

ماشین‌های بردار پشتیبان SVM: با دقت ۹۲/۲ درصد و صحت ۸۹/۷ درصد، عملکردی مناسب دارد. نرخ کاهش گرادیان e-5 ۵ و نرخ یادگیری

۰/۰۰۰۱ نشان‌دهنده تنظیم دقیق پارامترها است. زمان محاسباتی این مدل ۲ ساعت بود که به‌دلیل پیچیدگی کم‌تر نسبت به دیگر مدل‌ها است.

جنگل تصادفی: این الگوریتم با دقت ۹۴/۴ درصد و صحت ۹۱/۸ درصد، نتایج قابل اعتمادی ارائه داد. نرخ کاهش گرادیان 3e-5 و نرخ یادگیری ۰/۰۰۰۵، تنظیم پارامترهای مؤثر را نشان می‌دهند. زمان محاسباتی برای این مدل ۲/۵ ساعت بود که نسبت به عملکرد آن مناسب است.

یادگیری عمیق: الگوریتم‌های یادگیری عمیق با دقت ۹۶/۷ درصد و صحت ۹۴/۵ درصد، بالاترین عملکرد را داشتند. نرخ کاهش گرادیان 1e-6 و نرخ یادگیری ۰/۰۰۰۰۱، تنظیمات بسیار دقیقی را نشان می‌دهد. زمان محاسباتی ۴ ساعت نشان‌دهنده نیاز به منابع محاسباتی بیش‌تر است اما عملکرد برجسته‌ای دارد. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی مصنوعی بهترین عملکرد را در پیش‌بینی فساد و ریسک دارند. این الگوریتم‌ها به‌دلیل توانایی در شناسایی الگوهای پنهان و پیچیده در داده‌ها، دقت و صحت بالایی ارائه می‌دهند. الگوریتم‌های ماشین‌های بردار پشتیبان و جنگل تصادفی نیز عملکرد مناسبی دارند اما در مقایسه با الگوریتم‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی مصنوعی کمی ضعیف‌تر عمل کردند. مدل‌های یادگیری عمیق به‌ویژه شبکه‌های عصبی مصنوعی از چندین لایهٔ پنهان[1] برای پردازش داده‌ها استفاده می‌کنند. هر لایه به شناسایی و استخراج ویژگی‌های پیچیده‌تر کمک می‌کند. این مدل‌ها قادرند الگوهای پیچیده و نهفته در داده‌های بزرگ و غیر همگن را شناسایی کنند، که این امر برای پیش‌بینی دقیق فساد و ریسک بسیار حیاتی است. مدل یادگیری عمیق با تحلیل داده‌ها و شناسایی الگوهای پنهان، قادر است موارد فساد و ریسک‌های احتمالی را به‌دقت پیش‌بینی کند. به‌طور خاص در چهار شبکه هوش مصنوعی زیر، این مدل تعریف شده است:

1- Hidden Layers

شناسایی الگوهای غیرعادی: این مدل می‌تواند الگوهای غیر عادی در جریان‌های مالی، رفتارهای کارکنان و سایر داده‌ها را شناسایی کند. ویژگی‌های کلیدی شامل ابعاد سیناپس‌های سازمانی و جریان‌های مالی آزاد در سازمان است که شامل عامل و زیرعامل‌های زیر است:

سیناپس‌های سازمانی سطح ارتباطات داخلی: تعداد رایانامه‌ها و پیام‌های داخلی، تعداد جلسات و مکالمات تلفنی و فراوانی و مدت زمان تماس‌ها؛

ساختار سلسله‌مراتبی: تعداد لایه‌های مدیریتی، میزان تعاملات بین سطوح مختلف و تناسب وظایف و مسئولیت‌ها.

جریان‌های مالی آزاد در سازمان

تراکنش‌های مالی: تعداد تراکنش‌های روزانه، میزان تراکنش‌های بالای حد معین و تعداد تراکنش‌های نقدی،

بودجه‌بندی و تخصیص منابع: میزان تخصیص بودجه به هر واحد یا دپارتمان، تحلیل میزان انحراف از بودجه و تعداد درخواست‌های بودجه اضافی.

پیش‌بینی فعالیت‌های مشکوک: این مدل قادر است بر اساس داده‌های تاریخی و الگوهای شناسایی‌شده و فعالیت‌های مشکوک آینده را پیش‌بینی کند.

ویژگی‌های کلیدی شامل

مناقصه‌ها و مزایده‌ها

فرآیندهای مناقصه: تعداد مناقصات برگزارشده، میزان تغییرات در شرایط مناقصات و تحلیل تعداد پیشنهادهای دریافت‌شده؛

ارزیابی پیشنهادها: تعداد پیشنهادهای ارزیابی‌شده، میزان تغییرات در ارزیابی‌ها و تحلیل محتوای پیشنهادها.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

قراردادها و توافقات

تعداد قراردادهای منعقدشده: میزان تغییرات در شرایط قراردادها و تحلیل محتوای قراردادها؛

فرآیند تأیید قراردادها: تعداد فسخ قراردادها و تحلیل تاریخچه قراردادها.

تشخیص ناهنجاری‌ها: این مدل می‌تواند ناهنجاری‌ها و انحرافات از رفتارهای عادی که ممکن است نشانه‌های فساد باشند را تشخیص دهد.

ویژگی‌های کلیدی شامل

فعالیت‌های معاملاتی

خرید و فروش: تعداد معاملات خرید و فروش، میزان معاملات بالای حد معین و تحلیل تغییرات قیمت‌ها؛

تحلیل تناوب معاملات: میزان انحراف از قیمت‌های بازار، تعداد معاملات نقدی و تحلیل فروش‌های نامعمول.

رفتارهای انحرافی

حضور و غیاب: تعداد غیبت‌های غیر موجه، میزان تأخیر در ورود و خروج و تحلیل الگوی روزهای مرخصی؛

ارتباط بیرونی: تعداد رایانامه‌های داخلی، تعداد پیام‌های ارسال‌شده در یک بازه زمانی معین و تحلیل الگوی زمانی ارسال و دریافت رایانامه‌ها.

ارائه هشدارهای پیش‌گیرانه: این مدل می‌تواند هشدارهای پیش‌گیرانه‌ای در مورد ریسک‌های بالقوه ارائه دهد تا اقدامات اصلاحی به‌موقع صورت گیرد.

ویژگی‌های کلیدی شامل

تحلیل شبکه اجتماعی

ارتباطات خارجی: تعداد تماس‌های خارجی، میزان تعاملات با سازمان‌های خارجی و تحلیل محتوای مکاتبات خارجی؛

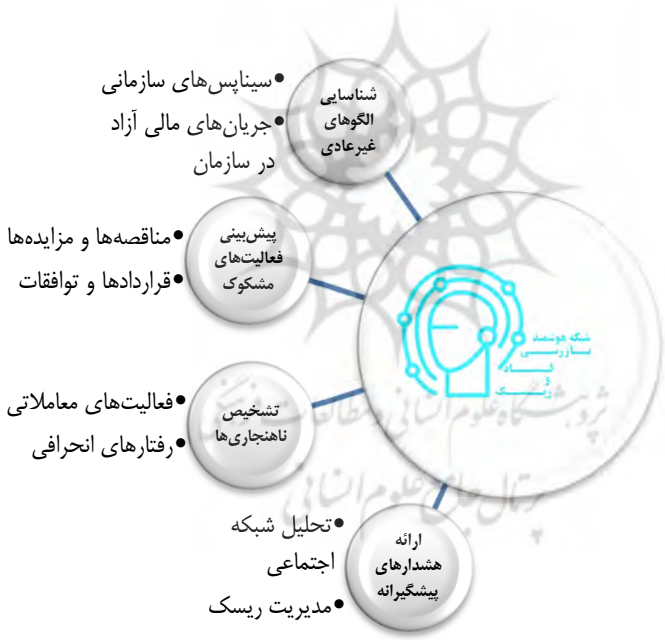
شناسایی الگوهای غیرعادی در ارتباطات خارجی: تحلیل تغییرات در میزان ارتباطات و بررسی تغییرات ناگهانی در ارتباطات خارجی.

مدیریت ریسک

ارزیابی ریسک: تعداد ارزیابی‌های ریسک انجام‌شده، میزان تغییرات در نتایج ارزیابی‌ها و تحلیل تناوب ارزیابی‌ها؛

راهبردهای کنترل ریسک: تعداد راهبردهای کنترل ریسک، میزان تغییرات در راهبردها و تحلیل اثربخشی راهبردها

به‌طور کلی مدل پیش‌گوی هوش مصنوعی بازرسی، فساد و مدیریت ریسک بر اساس چهار شبکه هوش مصنوعی شناسایی شده که در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲: مدل مفهومی پیش‌گوی هوش مصنوعی بازرسی، فساد و مدیریت ریسک بر اساس الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی و یادگیری عمیق

(منبع: یافته‌های پژوهش‌گر)

بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش، با بررسی عملکرد چهار الگوریتم مختلف یادگیری ماشین (شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین‌های بردار پشتیبان، جنگل تصادفی و یادگیری عمیق) در پیش‌بینی فساد و ریسک، مشخص شد که الگوریتم‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی مصنوعی عملکرد بهتری دارند. مدل‌های یادگیری عمیق به‌دلیل توانایی در شناسایی الگوهای پیچیده و پنهان در داده‌ها، دقت و صحت بالاتری در پیش‌بینی فساد و ریسک ارائه می‌دهند. این الگوریتم‌ها با استفاده از چندین لایهٔ پنهان، قادر به تحلیل دقیق ارتباطات داخلی، جریان‌های مالی و سلسله‌مراتب مدیریتی سازمان‌ها هستند.

خلاء و شکاف‌های پژوهشی موجود در زمینه استفاده از هوش مصنوعی و یادگیری ماشین برای کشف فساد و مدیریت ریسک، به‌طور کلی به چند دسته اصلی تقسیم می‌شوند. نخستین خلاء، عدم تطبیق الگوریتم‌ها با قوانین و مقررات خاص هر صنعت است. بسیاری از پژوهش‌ها، از جمله کارهای انجام‌شده توسط کاروسو (۲۰۲۳) و یلماتی[1] (۲۰۲۳) به این مسئله پرداخته‌اند که الگوریتم‌های یادگیری ماشین به‌طور کافی با تغییرات قوانین مالیاتی و مقررات نظارتی تطبیق نیافته‌اند. این موضوع می‌تواند منجربه عدم کارایی این مدل‌ها در شرایط واقعی و پیچیده شود. هم‌چنین، عدم بررسی تأثیر تغییرات سریع فناوری و روش‌های جدید تقلب بر کارایی الگوریتم‌ها که توسط نویسندگانی مانند دیابو[2] و همکاران (۲۰۲۳) و شوتان و فامیلونی[3] (۲۰۲۴) و مطرح شده، نشان‌دهنده نیاز به انعطاف‌پذیری بیش‌تر در طراحی الگوریتم‌های کشف تقلب است. دومین خلاء پژوهشی، نادیده‌گرفتن تأثیر عوامل فرهنگی، سیاسی، رفتاری و منطقه‌ای در داده‌ها و رفتارهای تقلبی است. به‌عنوان مثال، اودیلا[4] (۲۰۲۳) و میتینک[5] و همکاران (۲۰۲۳) به این نکته اشاره کرده‌اند که مدل‌های فعلی توانایی کافی در تحلیل داده‌های متنوع و چندملیتی ندارند و

1- Yalamati
2- Dayyabu
3- Shoetan & Familoni
4- Odilla
5- Mytnyk

نیاز به بررسی دقیق‌تر کارایی روش‌ها در محیط‌های چندفرهنگی و با داده‌های حجیم و متنوع وجود دارد. علاوه‌بر این، نادیده گرفتن تأثیر پیچیدگی‌های سازمانی و تعاملات بین‌المللی بر کارایی مدل‌های مدیریت ریسک، که توسط المزروی و ایوب[1] (۲۰۲۳)؛ سود[2] و همکاران (۲۰۲۳) و میتینک (۲۰۲۳) مطرح شده، نشان‌دهنده نیاز به پژوهش‌های بیش‌تر در این زمینه است.

پژوهش حاضر با عنوان «مدل هوش مصنوعی پیش‌گوی بازرسی جهت کشف فساد و ریسک»، به‌منظور پوشش دادن این خلاء و شکاف‌ها، طراحی شده است. این پژوهش با هدف بررسی و توسعه مدل‌هایی است که نه‌تنها توانایی تطبیق با تغییرات قوانین و مقررات را دارند، بلکه می‌توانند تأثیرات فرهنگی، منطقه‌ای و سازمانی را نیز در تحلیل‌ها و پیش‌بینی‌های خود مدنظر قرار دهند. با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته یادگیری ماشین و تحلیل داده‌های بزرگ، این مدل‌ها قادر خواهند بود به‌صورت پویا و در زمان واقعی، الگوهای پنهان و تغییرات جدید در رفتارهای تقلبی را شناسایی کنند. این رویکرد نوین می‌تواند به سازمان‌ها کمک کند تا با دقت و سرعت بیش‌تری به کشف و پیش‌گیری از فساد بپردازند و در نتیجه، ریسک‌های مرتبط را به‌طور مؤثرتری مدیریت کنند.

شناسایی الگوهای غیرعادی در این حوزه‌ها به‌طور مؤثر انجام می‌شود و الگوریتم‌ها می‌توانند به پیش‌بینی فعالیت‌های مشکوک و ارائه هشدارهای پیش‌گیرانه بپردازند. ماشین‌های بردار پشتیبان و جنگل تصادفی نیز عملکرد قابل قبولی دارند، اما در مقایسه با مدل‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی مصنوعی، دقت کم‌تری دارند. تطبیق نتایج این مطالعه با مقالات روز نشان می‌دهد که استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق می‌تواند به بهبود سیستم‌های بازرسی و نظارت و کاهش فساد و ریسک‌های مرتبط منجر شود. این مدل‌ها با تحلیل دقیق داده‌ها و شناسایی الگوهای پنهان، می‌توانند به‌طور مؤثری به پیش‌بینی و شناسایی فعالیت‌های مشکوک کمک کنند. در نهایت، این پژوهش نشان داد که مدل‌های هوش مصنوعی پیش‌گوی بازرسی با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری

1- Almazroi & Ayub
2- Sood

عمیق و شبکه‌های عصبی مصنوعی، ابزارهای قدرت‌مندی برای شناسایی و پیش‌بینی فساد و ریسک ارائه می‌دهند و استفاده از این مدل‌ها می‌تواند به بهبود سیستم‌های نظارتی و کاهش فساد منجر شود. پژوهش‌های سانچزگرالز[1] (۲۰۲۴) و لیب[2] و همکاران (۲۰۲۴) نشان داده‌اند که مدل‌های یادگیری عمیق، به‌ویژه شبکه‌های عصبی عمیق، می‌توانند با تحلیل داده‌های بزرگ و متنوع، الگوهای پنهان و پیچیده فساد را شناسایی کنند. این مدل‌ها از چندین لایهٔ پنهان برای پردازش و استخراج ویژگی‌های داده‌ها استفاده می‌کنند، که به آن‌ها امکان می‌دهد تا الگوهای نامعمول و ناهنجاری‌ها را به‌دقت شناسایی کنند. به‌عنوان مثال، مدل یادگیری عمیق قادر است الگوهای غیرعادی در تراکنش‌های مالی، تعداد رایانامه‌ها و پیام‌های داخلی، تعداد جلسات و مکالمات تلفنی و حتی الگوهای تغییرات در تخصیص منابع بودجه‌ای را شناسایی کند. این نتایج دقیقاً در راستای پژوهش حاضر است که می‌تواند در رویکردی بالاتر، قدرت نظارت و بازرسی را افزایش دهد. مدل‌های یادگیری عمیق هم‌چنین در پیش‌بینی فعالیت‌های مشکوک، عملکرد بسیار خوبی دارند. با تحلیل داده‌های تاریخی و شناسایی الگوهای رفتاری، این مدل‌ها قادر به پیش‌بینی فعالیت‌های مشکوک آینده هستند. به‌عنوان مثال، می‌توانند تحلیل کنند که چگونه تغییرات در شرایط مناقصات یا تعداد پیشنهادهای دریافت‌شده ممکن است نشانه‌ای از فساد باشد. در نتیجه، این مدل‌ها می‌توانند هشدارهای پیش‌گیرانه‌ای را ارائه دهند تا اقدامات اصلاحی، به‌موقع صورت گیرد. در همین راستا پژوهش لبران[3] و همکاران (۲۰۲۴) نیز مؤید همین امر است که الگوریتم‌های محاسبات عددی غیر خطی می‌توانند بر اساس قیمت‌های تاریخی و ثبت‌شده مناقصات و برنده بودن شرکت‌ها، مناقصه مشکوک را شناسایی کنند. تشخیص ناهنجاری‌ها نیز یکی از توانمندی‌های برجسته مدل‌های یادگیری عمیق است. این مدل‌ها می‌توانند ناهنجاری‌ها و انحرافات از رفتارهای عادی را که ممکن است نشانه‌های فساد باشند، شناسایی کنند.

1- Sanchez-Graells
2- Leib
3- Lebrun

پیشنهادها

- از سیستم‌های پیش‌بینی تطبیقی استفاده شود و الگوریتم‌های یادگیری تطبیقی برای پیش‌بینی فساد و ریسک به‌کار گرفته شود.
- داده‌های مالی، رفتاری و ارتباطی از منابع مختلف ادغام شود تا دیدگاهی جامع و یکپارچه ایجاد شود.
- از تکنیک‌های داده‌کاوی و تحلیل شبکه‌های اجتماعی برای شناسایی الگوهای پیچیده فساد استفاده شود.
- سیستم‌های هشدار زودهنگام با مدل‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی بازگشتی توسعه داده شود.
- تحلیل‌های پیش‌بینانه برای شناسایی مناطق با ریسک بالا و پیش‌بینیِ فساد پیاده‌سازی شود.
- پلتفرم‌های تحلیل بلادرنگ ایجاد شود تا داده‌ها در زمان واقعی پردازش و تحلیل شوند.
- از فناوری بلاک‌چین برای افزایش شفافیت و قابل ردیابی تراکنش‌ها استفاده شود.
- سیستم‌های یادگیری تقویتی پیاده‌سازی شود تا با محیط بیرونی تعامل داشته باشند.
- از تحلیل‌های چندمعیاری برای ارزیابی و وزن‌دهی به عوامل مختلف مرتبط با فساد استفاده شود.
- کارکنان و تیم‌های بازرسی در استفاده از ابزارهای هوش مصنوعی و تحلیل داده‌ها آموزش داده شوند.
- شبکه‌های همکاری بین‌المللی برای تبادل اطلاعات و تجربیات در زمینه مبارزه با فساد ایجاد شود.
- ابزارهای بصری‌سازی داده‌ها توسعه داده شود تا مدیران و تیم‌های بازرسی

بتوانند الگوهای فساد را به‌راحتی مشاهده و تحلیل کنند.

محدودیت‌ها

- پیاده‌سازی مدل‌های هوش مصنوعی پیش‌گوی بازرسی در محیط‌های واقعی با چالش‌های متعددی روبه‌رو است.
- نخست، دسترسی به داده‌های کامل و دقیق که می‌توان با استفاده از تکنیک‌های پیشرفته پیش‌پردازش داده‌ها مانند جایگزینی داده‌های گم‌شده به کاهش آن کمک کرد.
- دوم، تطبیق با تغییرات محیطی که می‌طلبد مدل‌ها قابلیت یادگیری مداوم و تطبیق‌پذیری داشته باشند.
- سوم، حفظ حریم خصوصی و امنیت داده‌ها که با استفاده از رمزنگاری و پروتکل‌های امنیتی قابل حل است.
- چهارم، مقاومت سازمانی در برابر تغییر که با فرآیندهای آموزشی کارآمد و ترویج دانش فنی مورد نیاز مدیریت می‌شود.
- پنجم، تعیین صحیح پارامترهای مدل که نیازمند دانش عمیق از داده‌ها و الگوریتم‌های مورد استفاده است.
- ششم، نظارت و ارزیابی مداوم مدل‌ها که به شناسایی و رفع مشکلات احتمالی در اجرای مدل کمک می‌کند و از دقت نتایج اطمینان حاصل می‌کند.
- این راه‌کارها به کاهش ریسک‌ها و افزایش کارایی مدل‌ها در محیط‌های واقعی کمک شایانی می‌کنند.

سپاس‌گزاری

بدین‌وسیله، مراتب قدردانی و سپاس صمیمانه خود را از تمامی عزیزان گران‌قدر به‌خصوص مرکز تحقیقات کاربردی بازرسی کل فراجا که در مسیر تهیه و تدوین این پژوهش، یاری‌گر نویسندگان بودند، ابراز می‌داریم.

منابع

Addo, P. M., Guegan, D., & Hassani, B. (2018). Credit risk analysis using machine and deep learning models. *Risks*, 6(2), 38. Retrieved From:
https://www.mdpi.com/2227-9091/6/2/38
https://doi.org/10.3390/risks6020038

Addy, W. A., Ugochukwu, C. E., Oyewole, A. T., Ofodile, O. C., Adeoye, O. B., & Okoye, C. C. (2024). Predictive analytics in credit risk management for banks: A comprehensive review. *GSC Advanced Research and Reviews*, 18(2), 434-449. Retrieved From:
https://gsconlinepress.com/journals/gscarr/content/predictive-analytics-credit-risk-management-banks-comprehensive-review
https://doi.org/10.30574/gscarr.2024.18.2.0077

Almazroi, A. A., & Ayub, N. (2023). Online Payment Fraud Detection Model Using Machine Learning Techniques. *IEEE Access*, 11, 137188-137203. Retrieved From:
https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10341223/
https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3339226

Bersch, C., & Köbis, N. (2024). Artificial intelligence (AI)(and anti-corruption). In Elgar Encyclopedia of Corruption and Society (pp. 17-22). *Edward Elgar Publishing*. Retrieved From:
https://www.elgaronline.com/display/book/9781803925806/ch05.xml
https://doi.org/10.4337/9781803925806.ch05

Bokhari, S. A. A., & Myeong, S. (2023). The influence of artificial intelligence on e-Governance and cybersecurity in smart cities: A stakeholder's perspective. IEEE Access. Retrieved From:
https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10177170
https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3293480

Btoush, E. A. L. M., Zhou, X., Gururajan, R., Chan, K. C., Genrich, R., & Sankaran, P. (2023). A systematic review of literature on credit card cyber fraud detection using machine and deep learning. *PeerJ Computer Science*, 9, e1278. Retrieved From:
https://peerj.com/articles/cs-1278/
https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1278

Cao, Y., Zhao, D., & Xiao, C. (2024). Exploration on Financial Risk Management under Machine Learning Algorithms. Proceedings of the First International Conference on Science, Engineering and Technology Practices for Sustainable Development, ICSETPSD 2023, 17th-18th November 2023, *Coimbatore, Tamilnadu, India*. Retrieved From:
https://eudl.eu/doi/10.4108/eai.17-11-2023.2342821
http://dx.doi.org/10.4108/eai.17-11-2023.2342821

Caruso, S., Bruccoleri, M., Pietrosi, A., & Scaccianoce, A. (2023). Artificial intelligence to counteract "KPI overload" in business process monitoring: the case of anti-corruption in public organizations. *Business Process Management Journal*, 29(4), 1227-1248. Retrieved From:
https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/BPMJ-11-2022-0578/full/html
https://doi.org/10.1108/BPMJ-11-2022-0578

Dayyabu, Y. Y., Arumugam, D., & Balasingam, S. (2023). The application of artificial intelligence techniques in credit card fraud detection: a quantitative study. *E3S Web of Conference*. Retrieved From:
https://www.e3s-conferences.org/articles/e3sconf/abs/2023/26/e3sconf_uesf2023_07023/e3sconf_uesf2023_07023.html
https://doi.org/10.1051/e3sconf/202338907023

Gupta, D., Miryala, N. K., & Srivastava, A. Leveraging Artificial Intelligence For Countering Financial Crime. *Journal ID*, 2157, 0178. Retrieved From:
https://www.academia.edu/download/108891690/IJAIML_02_01_011.pdf

Huang, Z., Zheng, H., Li, C., & Che, C. (2024). Application of Machine Learning-Based K-Means Clustering for Financial Fraud Detection. *Academic Journal of Science and Technology*, 10(1), 33-39. Retrieved From:
https://drpress.org/ojs/index.php/ajst/article/view/19142
https://doi.org/10.54097/74414c90

Isa, S. M., & Kerta, J. M. (2024). Money laundering in corruption cases in Indonesia. *Journal of Money Laundering Control*, 27(1), 127-138. Retrieved From:
https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/JMLC-05-2022-0069/full/html
https://doi.org/10.1108/JMLC-05-2022-0069

Jadav, N. K., Rathod, T., Gupta, R., Tanwar, S., Kumar, N., & Alkhayyat, A. (2023). Blockchain and artificial intelligence-empowered smart agriculture framework for maximizing human life expectancy. *Computers and Electrical Engineering*, 105, 108486. Retrieved From:
https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0045790622007017
https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.108486

Kim, S., & Wagner, S. M. (2021). Examining the stock price effect of corruption risk in the supply chain. *Decision Sciences*, 52(4), 833-865. Retrieved From:
https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/deci.12487?casa_token=TmmsdnxWmmAAAAAA:klSuu6TL2Thh9Xa1baJqDXv6nlTQ1tTo-7Zz5cnJ__7Dmh7Q4txiZIVRcW3_4TGVWEGf7GJ_0ZhMSck
https://doi.org/10.1111/deci.12487

Köbis, N., Starke, C., & Rahwan, I. (2022). The promise and perils of using artificial intelligence to fight corruption. *Nature Machine Intelligence*, 4(5), 418-424. Retrieved From:

https://www.nature.com/articles/s42256-022-00489-1

Kuzior, A., Sira, M., & Brożek, P. (2023). Use of Artificial Intelligence in Terms of Open Innovation Process and Management. *Sustainability*, 15(9), 7205. Retrieved From:
https://www.mdpi.com/2071-1050/15/9/7205
https://doi.org/10.3390/su15097205

Lebrun, B., Temtsin, S., Vonasch, A., & Bartneck, C. (2024). Detecting the corruption of online questionnaires by artificial intelligence. *Frontiers in Robotics and AI*, 10, 1277635. Retrieved From:
https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/frobt.2023.1277635/full
https://doi.org/10.3389/frobt.2023.1277635

Leib, M., Köbis, N., Rilke, R. M., Hagens, M., & Irlenbusch, B. (2024). Corrupted by algorithms? how ai-generated and human-written advice shape (dis) honesty. *The Economic Journal*, 134(658), 766-784. Retrieved From:
https://academic.oup.com/ej/article-abstract/134/658/766/7269206
https://doi.org/10.1093/ej/uead056

Li, R., Wang, Q., Li, L., & Hu, S. (2023). Do natural resource rent and corruption governance reshape the environmental Kuznets curve for ecological footprint? Evidence from 158 countries. *Resources Policy*, 85, 103890. Retrieved From:
https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0301420723006013
https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2023.103890

Makinde, O., & Le Billon, P. (2023). Artificial intelligence and the Extractive Industries Transparency Initiative as anti-corruption tools for Canadian extractive companies. *Journal of Energy & Natural Resources Law*, 41(1), 27-48. Retrieved From:
https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/02646811.2022.2087340
https://doi.org/10.1080/02646811.2022.2087340

Marwala, T., & Mpedi, L. G. (2024). Social Protection. *In Artificial Intelligence and the Law* (pp. 119-141). Springer. Retrieved From:
https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-97-2827-5_7

Matar, D. O. (2023). The role of forensic accounting strategies in reducing financial and administrative corruption cases. *American Academic & Scholarly Research Journal*, 14(3. Retrieved From:
https://www.aasrc.org/aasrj/index.php/aasrj/article/view/2198

Messeri, L., & Crockett, M. (2024). Artificial intelligence and illusions of understanding in scientific research. *Nature*, 627(8002), 49-58.

Mytnyk, B., Tkachyk, O., Shakhovska, N., Fedushko, S., & Syerov, Y. (2023). Application of artificial intelligence for fraudulent banking operations recognition. *Big Data and Cognitive Computing*, 7(2), 93. Retrieved From:
https://www.mdpi.com/2504-2289/7/2/93
https://doi.org/10.3390/bdcc7020093

Nguyen, T. K., Lai, C.-P., & Phan, H. V. (2024). Detecting Informal Csts in Vietnamese Firms: a Date Mining Application. *Transformations in Business & Economics*, 23(1). Retrieved From:
https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&profile=ehost&scope=site&authtype=crawler&jrnl=16484460&AN=176598399&h=ecayr7cOFJ1VxRluyXywjJS0ikCNN3%2FMet7jPXGWUJXq8kFLh6vLkxnGseAeOKCa7qKbi0va912kOg%2BWfCcRBg%3D%3D&crl=c

Odejide, O. A., & Edunjobi, T. E. (2024). AI in project management: exploring theoretical models for decision-making and risk management. *Engineering Science & Technology Journal*, 5(3), 1072-1085. Retrieved From:
https://www.fepbl.com/index.php/estj/article/view/959
https://doi.org/10.51594/estj.v5i3.959

Odilla, F. (2023). Bots against corruption: Exploring the benefits and limitations of AI-based anti-corruption technology. *Crime, Law and Social Change*, 80(4), 353-396. Retrieved From:
https://link.springer.com/article/10.1007/s10611-023-10091-0

Ogunode, N. J., Olofu, P. A., & Bassey, U. O. (2023). Barriers to Effective Usage of Artificial Intelligence in Tertiary Institution in North-Central, Nigeria. Web of Semantics: *Journal of Interdisciplinary Science*, 1(1), 38-43. Retrieved From:
http://web.semanticjournals.org/index.php/wos/article/view/13

Pei, Y., Zhu, Y., & Wang, N. (2021). How do corruption and energy efficiency affect the carbon emission performance of China's industrial sectors? *Environmental Science and Pollution Research*, 28, 31403-31420. Retrieved From:
https://link.springer.com/article/10.1007/s11356-021-13032-3

Qayoom, A., Khuhro, M. A., Kumar, K., Waqas, M., Saeed, U., ur Rehman, S., Wu, Y., & Wang, S. (2024). A novel approach for credit card fraud transaction detection using deep reinforcement learning scheme. *PeerJ Computer Science*, 10, e1998. Retrieved From:
https://peerj.com/articles/cs-1998/
https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1998

Rawat, R., Oki, O., Chakrawarti, R. K., Adekunle, T. S., Lukose, J. M., & Ajagbe, S. A. (2023). Autonomous Artificial Intelligence Systems for Fraud Detection and Forensics in Dark Web Environments. Informatica, 47(9). Retrieved From:
https://www.informatica.si/index.php/informatica/article/view/4538

Reshadi, M., Li, W., Xu, W., Omashor, P., Dinh, A., Dick, S., She, Y., & Lipsett, M. (2024). Deep-Shallow Metaclassifier with Synthetic Minority Oversampling for Anomaly Detection in a Time Series. *Algorithms*, 17(3), 114. Retrieved From:
https://www.mdpi.com/1999-4893/17/3/114
https://doi.org/10.3390/a17030114

Rifaid, R., & Kuniawa, C. (2024). Mapping Pivotal Features and Proposed Theoretical Model: Artificial Intelligence in Social Science Discipline.

Proceedings of the 1st International Conference on Law, Social, and Political Science (ICSP 2023). Retrieved From:
https://www.google.com/books/edition/Proceedings_of_the_1st_International_Con/Qf7uEAAAQBAJ?hl=en&gbpv=1&dq=Rifaid,+R.,+%26+Kuniawa,+C.+(2024).+Mapping+Pivotal+Features+and+Proposed+Theoretical+Model:+Artificial+Intelligence+in+Social+Science+Discipline.+Proceedings+of+the+1st+International+Conference+on+Law,+Social,+and+Political+Science+(ICSP+2023)+&pg=PA258&printsec=frontcover

Rudorf, S., Preuschoff, K., & Weber, B. (2012). Neural correlates of anticipation risk reflect risk preferences. *Journal of Neuroscience*, 32(47), 16683-16692. Retrieved From:
https://www.jneurosci.org/content/32/47/16683.short
https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.4235-11.2012

Sanchez-Graells, A. (2024). Procurement corruption and artificial intelligence: Between the potential of enabling data architectures and the constraints of due process requirements. *In Routledge Handbook of Public Procurement Corruption* (pp. 29-41). Routledge. Retrieved From:
https://www.taylorfrancis.com/chapters/edit/10.4324/9781003220374-5/procurement-corruption-artificial-intelligence-albert-sanchez-graells

Schomaker, R. M. (2020). Conceptualizing corruption in public private partnerships. *Public Organization Review*, 20(4), 807-820. Retrieved From:
https://link.springer.com/article/10.1007/s11115-020-00473-6

Shahana, T., Lavanya, V., & Bhat, A. R. (2023). State of the art in financial statement fraud detection: A systematic review. *Technological Forecasting and Social Change*, 192, 122527. Retrieved From:
https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0040162523002123
https://doi.org/10.1016/j.techfore.2023.122527

Shoetan, P. O., & Familoni, B. T. (2024). Transforming fintech fraud detection with advanced artificial intelligence algorithms. *Finance & Accounting Research Journal*, 6(4), 602-625. Retrieved From:
https://www.fepbl.com/index.php/farj/article/view/1036
https://doi.org/10.51594/farj.v6i4.1036

Shoetan, P. O., Oyewole, A. T., Okoye, C. C., & Ofodile, O. C. (2024). Reviewing the role of big data analytics in financial fraud detection. *Finance & Accounting Research Journal*, 6(3), 384-394. Retrieved From:
https://fepbl.com/index.php/farj/article/view/899
https://doi.org/10.51594/farj.v6i3.899

Sood, P., Sharma, C., Nijjer, S., & Sakhuja, S. (2023). Review the role of artificial intelligence in detecting and preventing financial fraud using natural language processing. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 14(6), 2120-2135. Retrieved From:
https://link.springer.com/article/10.1007/s13198-023-02043-7

Sovacool, B. K. (2021). Clean, low-carbon but corrupt? Examining corruption risks and solutions for the renewable energy sector in Mexico, Malaysia, Kenya and South Africa. *Energy Strategy Reviews*, 38, 100723. Retrieved From:
https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2211467X21001097
https://doi.org/10.1016/j.esr.2021.100723

Wu, W., Zhang, Y., Wang, D., & Lei, Y. (2020). SK-Net: Deep learning on point cloud via end-to-end discovery of spatial keypoints. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Retrieved From:
https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/6113

Yalamati, S. (2023). Identify fraud detection in corporate tax using Artificial Intelligence advancements. *International Journal of Machine Learning for Sustainable Development*, 5(2), 1-15. Retrieved From:
https://ijsdcs.com/index.php/IJMLSD/article/view/468

Yassine, S., Esghir, M., & Ibrihich, O. (2023). Using artificial intelligence tools in the judicial domain and the evaluation of their impact on the prediction of judgments. *Procedia Computer Science*, 220, 1021-1026. Retrieved From:
https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050923006774
https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.03.142

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی