دوره ۲، شماره ۱، سال ۱۴۰۵

هوشمندسازی در حسابداری، اقتصاد و مدیریت مالی

طراحی مدل هوشمند کشف ناهنجاری‌های مالی در تراکنش‌های سازمانی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری بدون نظارت

۱. مهدیه سادات کریمی پور*: گروه مدیریت مالی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران (نویسنده مسئول). mahdiehsadat.karimipour@gmail.com

چکیده

هدف پژوهش حاضر طراحی مدل هوشمند کشف ناهنجاری‌های مالی در تراکنش‌های سازمانی با تأکید بر قابلیت‌های الگوریتم‌های یادگیری بدون نظارت، الزامات داده‌ای، اعتبارسنجی خبرگانی و سازوکارهای حکمرانی مالی بود. این پژوهش از نظر رویکرد، کیفی و از نظر هدف، کاربردی ـــ توسعه‌ای است. مشارکت‌کنندگان شامل ۱۸ نفر از خبرگان مالی، حسابرسی داخلی، مدیریت ریسک، تحلیل داده و فناوری اطلاعات مالی در سازمان‌های بزرگ مستقر در تهران بودند که با روش نمونه‌گیری هدفمند و گلوله‌برفی انتخاب شدند. داده‌ها صرفاً از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته گردآوری شد و فرایند مصاحبه‌ها تا دستیابی به اشباع نظری ادامه یافت. برای تحلیل داده‌ها از تحلیل مضمون و کدگذاری باز، محوری و انتخابی با کمک نرم‌افزار NVivo استفاده شد. اعتبار یافته‌ها از طریق بازبینی مشارکت‌کنندگان، بازبینی همتایان، ثبت مسیر حسابرسی و مقایسه مستمر کدها تقویت شد. تحلیل مصاحبه‌ها به استخراج پنج مقوله اصلی منجر شد: معماری داده و یکپارچگی تراکنش‌ها، قابلیت‌های الگوریتمی یادگیری بدون نظارت، تفسیرپذیری و اعتبارسنجی انسانی، حکمرانی ریسک و کنترل داخلی، و الزامات پیاده‌سازی سازمانی. مشارکت‌کنندگان تأکید کردند که مدل هوشمند کشف ناهنجاری تنها زمانی اثربخش است که داده‌های مالی، عملیاتی و رفتاری به‌صورت یکپارچه، پاک‌سازی‌شده و قابل ردیابی در دسترس باشد. همچنین الگوریتم‌هایی مانند خوشه‌بندی، DBSCAN، Local Outlier Factor، Isolation Forest و خودرمزگذارها می‌توانند الگوهای غیرعادی را بدون نیاز به برچسب‌های تقلب شناسایی کنند، اما خروجی آن‌ها باید توسط متخصصان مالی، حسابرسان داخلی و واحد مدیریت ریسک تفسیر و اولویت‌بندی شود. مدل پیشنهادی پژوهش نشان می‌دهد کشف هوشمند ناهنجاری‌های مالی در تراکنش‌های سازمانی، یک مسئله صرفاً فنی نیست، بلکه نیازمند هم‌راستایی میان کیفیت داده، طراحی الگوریتم، دانش حسابداری، کنترل داخلی، حکمرانی داده و فرهنگ پاسخگویی سازمانی است. استفاده از یادگیری بدون نظارت می‌تواند توان کشف زودهنگام خطا، سوءاستفاده، دورزدن کنترل‌ها و الگوهای تراکنشی غیرمتعارف را افزایش دهد؛ مشروط بر آنکه مدل در کنار سازوکارهای انسانی، اخلاقی و سازمانی اجرا شود.

کلیدواژه‌ها: کشف ناهنجاری مالی؛ تراکنش‌های سازمانی؛ یادگیری بدون نظارت؛ حسابرسی هوشمند؛ تحلیل داده‌های مالی؛ کنترل داخلی؛ هوش مصنوعی مالی.

شیوه استناددهی: کریمی پور، مهدیه سادات. (۱۴۰۵). طراحی مدل هوشمند کشف ناهنجاری‌های مالی در تراکنش‌های سازمانی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری بدون نظارت. *هوشمندسازی در حسابداری، اقتصاد و مدیریت مالی*، ۲(۱)، ۱۳-۱.

© ۱۴۰۵ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است.

Volume 2, Issue 1, Year 2026

Smartification in Accounting, Economics, and Financial Management

Designing an Intelligent Model for Detecting Financial Anomalies in Organizational Transactions Using Unsupervised Learning Algorithms

1. Mahdieh Sadat Karimi Pour*: Department of Financial Management, University of Tabriz, Tabriz, Iran
(Corresponding Author). mahdiehsadat.karimipour@gmail.com

Abstract

This study aimed to design an intelligent model for detecting financial anomalies in organizational transactions by emphasizing unsupervised learning algorithms, data requirements, expert validation, and financial governance mechanisms. This study employed a qualitative, applied-developmental design. The participants included 18 experts in finance, internal auditing, risk management, data analytics, and financial information technology from large organizations located in Tehran. Participants were selected through purposive and snowball sampling. Data were collected only through semi-structured interviews, and the interview process continued until theoretical saturation was achieved. Thematic analysis was used to analyze the data through open, axial, and selective coding with the support of NVivo software. The credibility and dependability of the findings were strengthened through member checking, peer review, audit trail documentation, and constant comparison of codes and categories. The analysis of interviews resulted in five main categories: data architecture and transaction integration, algorithmic capabilities of unsupervised learning, interpretability and human validation, risk governance and internal control, and organizational implementation requirements. Participants emphasized that an intelligent anomaly detection model can be effective only when financial, operational, and behavioral data are integrated, cleaned, traceable, and analytically usable. They also stated that algorithms such as clustering, DBSCAN, Local Outlier Factor, Isolation Forest, and autoencoders can identify unusual transaction patterns without relying on labeled fraud data. However, algorithmic outputs should be interpreted, prioritized, and validated by financial experts, internal auditors, and risk management units. The proposed model indicates that intelligent detection of financial anomalies in organizational transactions is not merely a technical issue; rather, it requires alignment among data quality, algorithmic design, accounting knowledge, internal control, data governance, and organizational accountability. Unsupervised learning can enhance early detection of errors, misuse, control circumvention, and atypical transaction patterns, provided that it is implemented alongside human, ethical, and organizational oversight mechanisms.

Keywords: *Financial anomaly detection; organizational transactions; unsupervised learning; intelligent auditing; financial data analytics; internal control; financial artificial intelligence.*

How to cite: Karimi Pour, M. S. (2026). Designing an Intelligent Model for Detecting Financial Anomalies in Organizational Transactions Using Unsupervised Learning Algorithms. *Smartification in Accounting, Economics, and Financial Management, 2*(1), 1-13.

© 2026 the authors.

مقدمه

تحول دیجیتال در نظام‌های مالی سازمانی موجب شده است که ماهیت تولید، ثبت، پردازش و نظارت بر داده‌های مالی به‌طور بنیادین دگرگون شود. سازمان‌های امروزی روزانه با حجم عظیمی از تراکنش‌های مالی، عملیاتی، قراردادی و بین‌واحدی مواجه‌اند که از طریق سامانه‌های برنامه‌ریزی منابع سازمانی، بانکداری الکترونیک، سیستم‌های پرداخت، سامانه‌های خزانه‌داری، نرم‌افزارهای حسابداری و پلتفرم‌های مدیریت زنجیره تأمین تولید می‌شوند. در چنین محیطی، اتکای صرف به روش‌های سنتی کنترل داخلی، نمونه‌گیری حسابرسی و بررسی‌های دستی نمی‌تواند پاسخ‌گوی پیچیدگی، سرعت و تنوع داده‌های مالی باشد. ناهنجاری‌های مالی ممکن است در قالب خطاهای ثبت، پرداخت‌های تکراری، تراکنش‌های خارج از الگوی معمول، دورزدن سقف اختیارات، تراکنش با اشخاص وابسته، تغییرات غیرعادی در الگوی پرداخت، سوءاستفاده از دسترسی‌های سیستمی، دستکاری اسناد یا نشانه‌های اولیه تقلب ظاهر شوند. ازاین‌رو، کشف هوشمند ناهنجاری‌های مالی به یکی از محورهای مهم در حسابرسی داخلی، مدیریت ریسک، حاکمیت شرکتی و تحلیل داده‌های مالی تبدیل شده است.

کشف ناهنجاری به‌طور کلی به فرایند شناسایی مشاهدات، رخدادها یا الگوهایی گفته می‌شود که با رفتار معمول داده‌ها سازگار نیستند و می‌توانند نشان‌دهنده خطا، تقلب، سوءاستفاده، نقص فرایندی یا تغییر ساختاری باشند (Chandola, Banerjee, and Kumar (۲۰۰۹ . کشف ناهنجاری را یکی از مسائل بنیادی در داده‌کاوی و یادگیری ماشین می‌دانند که در حوزه‌هایی مانند امنیت شبکه، سلامت، صنعت و مالی کاربرد گسترده دارد. در زمینه مالی، اهمیت این موضوع به دلیل پیامدهای اقتصادی، حقوقی و اعتباری ناهنجاری‌ها دوچندان است Bolton . and Hand (۲۰۰۲)نشان دادند که کشف تقلب و ناهنجاری مالی با چالش‌هایی مانند نامتوازن‌بودن داده‌ها، کمیاب‌بودن نمونه‌های واقعی تقلب، تغییرپذیری رفتار متقلبانه و هزینه بالای خطاهای تشخیص همراه است. بنابراین، روش‌های هوشمند باید نه‌تنها توانایی تشخیص موارد آشکار را داشته باشند، بلکه بتوانند الگوهای نوظهور، پنهان و غیرقابل پیش‌بینی را نیز شناسایی کنند.

در سازمان‌های بزرگ، تراکنش‌های مالی معمولاً چندبعدی، وابسته به زمینه و متأثر از ساختارهای سازمانی هستند. یک تراکنش ممکن است از نظر مبلغ عادی به نظر برسد، اما از نظر زمان ثبت، واحد صادرکننده، ذی‌نفع، مرکز هزینه، دفعات تکرار، نوع حساب، مسیر تأیید یا نسبت آن با سایر تراکنش‌ها غیرعادی باشد. به همین دلیل، ناهنجاری مالی همیشه معادل تقلب قطعی نیست؛ بلکه یک «سیگنال هشدار» است که نیازمند بررسی، تفسیر و اعتبارسنجی انسانی است (Ngai, Hu, Wong, Chen, and Sun (۲۰۱۱ .در مرور جامع خود بر داده‌کاوی در کشف تقلب مالی تأکید کردند که تکنیک‌های داده‌کاوی می‌توانند ظرفیت شناسایی الگوهای غیرعادی را افزایش دهند، اما اثربخشی آن‌ها به کیفیت داده، انتخاب روش، فهم دامنه مالی و طراحی نظام تصمیم‌گیری وابسته است. بنابراین، کشف هوشمند ناهنجاری باید به‌عنوان بخشی از یک نظام یکپارچه تحلیل، کنترل و پاسخ‌گویی مالی درک شود.

یکی از چالش‌های اساسی در کشف ناهنجاری‌های مالی، محدودیت داده‌های برچسب‌خورده است. در بسیاری از سازمان‌ها، نمونه‌های تأییدشده تقلب یا تخلف مالی اندک، محرمانه، ناقص یا پراکنده‌اند. همچنین بسیاری از رفتارهای ناهنجار هرگز به‌صورت رسمی ثبت نمی‌شوند یا در طبقه‌بندی‌های استاندارد قرار نمی‌گیرند. به همین دلیل، استفاده از الگوریتم‌های یادگیری نظارت‌شده که نیازمند داده‌های برچسب‌خورده هستند، در بسیاری از محیط‌های سازمانی با محدودیت مواجه است. در مقابل، الگوریتم‌های یادگیری بدون نظارت می‌توانند بدون نیاز به برچسب قبلی، ساختار طبیعی داده‌ها را شناسایی کرده و مواردی را که از الگوی غالب فاصله دارند، به‌عنوان ناهنجاری احتمالی علامت‌گذاری کنند Ahmed, Mahmood, and Islam (۲۰۱۶) .نشان دادند که در حوزه مالی، روش‌های بدون نظارت و به‌ویژه روش‌های مبتنی بر خوشه‌بندی و چگالی، برای شرایطی که داده‌های تقلب برچسب‌خورده در دسترس نیستند، اهمیت ویژه‌ای دارند.

الگوریتم‌های بدون نظارت مورد استفاده در کشف ناهنجاری مالی شامل طیفی از روش‌ها هستند. روش‌های خوشه‌بندی مانند K-means می‌کوشند داده‌ها را در گروه‌های مشابه قرار دهند و مشاهداتی را که به هیچ خوشه‌ای تعلق قوی ندارند یا فاصله زیادی از مرکز خوشه دارند، به‌عنوان موارد غیرعادی معرفی کنند. الگوریتم DBSCAN که توسط Ester, Kriegel, Sander, and Xu (۱۹۹۶) معرفی شد، بر مبنای چگالی داده‌ها عمل می‌کند و می‌تواند نقاط نویزی یا کم‌چگال را که از خوشه‌های اصلی جدا هستند، شناسایی کند. روش Local Outlier Factorیا LOF که توسط Breunig, Kriegel, Ng, and Sander (۲۰۰۰) ارائه شد، درجه ناهنجاری هر مشاهده را نسبت به چگالی محلی همسایگان آن محاسبه می‌کند و برای محیط‌هایی که ناهنجاری‌ها به‌صورت نسبی و زمینه‌مند تعریف می‌شوند، سودمند است. همچنین الگوریتم Isolation Forest که توسط Liu, Ting, and Zhou (۲۰۰۸) معرفی شد، بر این فرض استوار است که موارد ناهنجار به دلیل کمیابی و تفاوت، سریع‌تر از داده‌های عادی ایزوله می‌شوند. این الگوریتم به دلیل مقیاس‌پذیری و کارایی در داده‌های بزرگ، برای تحلیل تراکنش‌های پرتعداد سازمانی جذابیت زیادی دارد.

با وجود ظرفیت‌های فنی الگوریتم‌های بدون نظارت، استفاده مؤثر از آن‌ها در محیط مالی سازمانی نیازمند ملاحظات جدی است. نخست، داده‌های مالی اغلب دارای خطا، ناهمگونی، داده‌های گمشده، کدگذاری‌های متفاوت و ساختارهای پیچیده سازمانی هستند. اگر معماری داده و فرایند پاک‌سازی داده به‌درستی طراحی نشود، مدل هوشمند ممکن است به جای کشف ناهنجاری واقعی، خطاهای داده‌ای یا تفاوت‌های بی‌اهمیت را گزارش کند. دوم، خروجی الگوریتم‌های بدون نظارت معمولاً به‌صورت امتیاز ناهنجاری، خوشه‌های غیرمعمول یا موارد پرت ارائه می‌شود و به‌تنهایی توضیح نمی‌دهد که چرا یک تراکنش از نظر مالی مهم است. بنابراین، تفسیرپذیری، توضیح‌پذیری و اعتبارسنجی خبرگانی نقش تعیین‌کننده‌ای در کاربردپذیری مدل دارند. سوم، هر هشدار الگوریتمی الزاماً به معنای تخلف نیست و افزایش بیش از حد هشدارهای کاذب می‌تواند موجب خستگی تحلیلی، بی‌اعتمادی کاربران و تضعیف پذیرش سازمانی شود.

از منظر حسابرسی داخلی و کنترل داخلی، کشف هوشمند ناهنجاری‌ها می‌تواند نقش پیشگیرانه و تشخیصی داشته باشد. در رویکرد سنتی، بسیاری از کنترل‌ها پسینی هستند و پس از وقوع رویداد مالی فعال می‌شوند. اما در رویکرد هوشمند، امکان پایش مستمر تراکنش‌ها، رتبه‌بندی

ریسک، شناسایی الگوهای تکرارشونده و ارسال هشدار زودهنگام فراهم می‌شود. این موضوع می‌تواند به کاهش زیان‌های مالی، افزایش کیفیت گزارشگری، بهبود شفافیت اطلاعاتی و تقویت پاسخگویی مدیران کمک کند. بااین‌حال، مدل هوشمند نباید جایگزین قضاوت حرفه‌ای حسابرسان و مدیران مالی تلقی شود؛ بلکه باید به‌عنوان ابزار تصمیم‌یار در کنار دانش انسانی، شناخت فرایندهای سازمانی و چارچوب‌های حاکمیت داده به کار گرفته شود.

اهمیت پژوهش حاضر از آن جهت است که بیشتر مطالعات فنی در حوزه کشف ناهنجاری مالی بر ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها، شاخص‌های دقت، نرخ تشخیص یا داده‌های آزمایشی متمرکز بوده‌اند، درحالی‌که در محیط واقعی سازمانی، مسئله صرفاً انتخاب الگوریتم نیست. پرسش اصلی این است که سازمان برای طراحی و استقرار یک مدل هوشمند کشف ناهنجاری مالی به چه مؤلفه‌هایی نیاز دارد؟ چه نوع داده‌هایی باید ترکیب شوند؟ نقش حسابرسان داخلی، مدیران مالی، تحلیلگران داده و مدیران فناوری اطلاعات چیست؟ خروجی الگوریتم چگونه باید تفسیر شود؟ چگونه می‌توان میان کاهش هشدارهای کاذب و کشف موارد پرریسک تعادل برقرار کرد؟ چه سازوکارهایی برای حریم خصوصی، امنیت داده، مسئولیت‌پذیری و استفاده اخلاقی از مدل لازم است؟ این پرسش‌ها ماهیتی چندبعدی دارند و پاسخ به آن‌ها نیازمند فهم تجربه زیسته و ادراک خبرگان در محیط سازمانی است.

بر همین اساس، پژوهش حاضر با رویکرد کیفی و از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته با خبرگان مالی، حسابرسی، ریسک، تحلیل داده و فناوری اطلاعات در تهران انجام شد. هدف پژوهش، طراحی مدل هوشمند کشف ناهنجاری‌های مالی در تراکنش‌های سازمانی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری بدون نظارت است. در این پژوهش، مدل پیشنهادی نه صرفاً به‌عنوان یک الگوریتم، بلکه به‌عنوان یک چارچوب سازمانی ـ تحلیلی شامل لایه داده، لایه الگوریتم، لایه تفسیر، لایه کنترل و لایه حکمرانی طراحی می‌شود. انتظار می‌رود نتایج این پژوهش بتواند برای سازمان‌های بزرگ، حسابرسان داخلی، مدیران مالی، طراحان سامانه‌های مالی و سیاست‌گذاران حوزه حاکمیت داده مالی کاربرد داشته باشد.

مواد و روش‌ها

پژوهش حاضر از نظر رویکرد، کیفی و از نظر هدف، کاربردی ـ توسعه‌ای بود. از آنجا که هدف پژوهش طراحی مدل هوشمند کشف ناهنجاری‌های مالی در تراکنش‌های سازمانی و شناسایی مؤلفه‌های مفهومی، فنی و سازمانی آن بود، استفاده از روش کیفی مناسب تشخیص داده شد. در این مطالعه، به‌جای آزمون آماری یک مدل ازپیش‌تعیین‌شده، تلاش شد تجربه، ادراک و دانش عملی خبرگان مالی، حسابرسی، فناوری اطلاعات و تحلیل داده در قالب مقوله‌های اصلی مدل استخراج شود. رویکرد تحلیل داده‌ها مبتنی بر تحلیل مضمون بود؛ زیرا تحلیل مضمون امکان شناسایی الگوهای معنایی تکرارشونده در متن مصاحبه‌ها و سازمان‌دهی آن‌ها در قالب مقوله‌های مفهومی را فراهم می‌کند (Braun & Clarke, ۲۰۰۶).

مشارکت‌کنندگان پژوهش شامل ۱۸ نفر از خبرگان شاغل در سازمان‌های بزرگ مستقر در تهران بودند. معیارهای ورود به پژوهش عبارت بودند از: داشتن حداقل پنج سال سابقه کاری مرتبط در حوزه مالی، حسابرسی داخلی، مدیریت ریسک، تحلیل داده، هوش تجاری یا فناوری اطلاعات

مالی؛ آشنایی با فرایندهای تراکنش‌های سازمانی؛ تجربه مستقیم یا غیرمستقیم در کنترل‌های مالی، کشف خطا یا تقلب، تحلیل داده‌های مالی یا پیاده‌سازی سامانه‌های هوشمند؛ و تمایل به مشارکت در مصاحبه. مشارکت‌کنندگان شامل مدیران مالی، حسابرسان داخلی، مدیران ریسک، تحلیلگران داده، متخصصان فناوری اطلاعات مالی و مشاوران تحول دیجیتال بودند. برای انتخاب افراد از نمونه‌گیری هدفمند استفاده شد و در ادامه، با معرفی افراد جدید توسط مشارکت‌کنندگان اولیه، روش گلوله‌برفی نیز به کار رفت. فرایند نمونه‌گیری تا دستیابی به اشباع نظری ادامه یافت؛ به‌گونه‌ای که پس از مصاحبه شانزدهم، مضمون جدید قابل‌توجهی استخراج نشد و دو مصاحبه دیگر برای اطمینان از کفایت داده‌ها انجام شد. استفاده از اشباع نظری در پژوهش‌های مصاحبه‌محور با منطق مطالعات کیفی و پیشنهادهای Guest, Bunce, and Johnson (۲۰۰۶)همسو است.

گردآوری داده‌ها صرفاً از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته انجام شد. راهنمای مصاحبه بر اساس هدف پژوهش، ادبیات نظری کشف ناهنجاری مالی و نظر سه صاحب‌نظر حوزه حسابداری و تحلیل داده تدوین شد. محورهای اصلی مصاحبه شامل تجربه مشارکت‌کنندگان از ناهنجاری‌های مالی در تراکنش‌های سازمانی، داده‌های موردنیاز برای کشف هوشمند، قابلیت‌ها و محدودیت‌های الگوریتم‌های بدون نظارت، نحوه اعتبارسنجی هشدارهای الگوریتمی، نقش حسابرسان و مدیران مالی، الزامات کنترل داخلی، چالش‌های پیاده‌سازی، ملاحظات اخلاقی و حریم خصوصی، و ویژگی‌های مدل مطلوب بود. نمونه پرسش‌های مصاحبه عبارت بودند از: «در سازمان‌های بزرگ، ناهنجاری مالی معمولاً چگونه خود را در داده‌های تراکنشی نشان می‌دهد؟»، «برای طراحی یک مدل هوشمند کشف ناهنجاری چه داده‌هایی باید در دسترس باشد؟»، «الگوریتم‌های بدون نظارت در چه شرایطی می‌توانند برای کشف ناهنجاری مالی مفید باشند؟»، «خروجی مدل چگونه باید توسط متخصصان مالی اعتبارسنجی شود؟» و «مهم‌ترین موانع سازمانی برای اجرای چنین مدلی چیست؟«

مصاحبه‌ها به‌صورت حضوری یا آنلاین، با هماهنگی قبلی و پس از اخذ رضایت آگاهانه انجام شد. مدت هر مصاحبه بین ۴۵ تا ۷۵ دقیقه بود. با اجازه مشارکت‌کنندگان، مصاحبه‌ها ضبط و سپس به‌صورت کامل پیاده‌سازی شد. برای رعایت اصول اخلاق پژوهش، هویت مشارکت‌کنندگان محرمانه باقی ماند و در گزارش یافته‌ها از کدهایی مانند «مشارکت‌کننده ۳» یا «P۳» استفاده شد. همچنین به مشارکت‌کنندگان اطمینان داده شد که اطلاعات ارائه‌شده صرفاً برای اهداف پژوهشی استفاده خواهد شد و امکان انصراف از پژوهش در هر مرحله وجود دارد.

تحلیل داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار NVivo انجام شد. ابتدا متن مصاحبه‌ها چندین بار خوانده شد تا پژوهشگر با محتوای داده‌ها آشنا شود. سپس کدگذاری باز انجام شد و عبارات معنادار مرتبط با کشف ناهنجاری مالی، داده، الگوریتم، اعتبارسنجی، کنترل داخلی و پیاده‌سازی استخراج گردید. در مرحله بعد، کدهای مشابه و مرتبط در قالب زیرمقوله‌ها ترکیب شدند. سپس از طریق مقایسه مستمر داده‌ها، زیرمقوله‌ها در قالب مقوله‌های اصلی سازمان‌دهی شدند. در نهایت، ارتباط میان مقوله‌ها بررسی و مدل مفهومی پژوهش طراحی شد. تحلیل داده‌ها به‌صورت رفت‌وبرگشتی انجام شد؛ به این معنا که با ورود هر مصاحبه جدید، کدهای قبلی بازبینی و در صورت نیاز اصلاح شدند. استفاده از NVivo به

سازمان‌دهی کدها، بازیابی نقل‌قول‌ها، مقایسه مصاحبه‌ها و ترسیم شبکه مفهومی کمک کرد، اما تفسیر نهایی داده‌ها مبتنی بر قضاوت تحلیلی پژوهشگر و بازبینی خبرگانی بود.(Bazeley & Jackson, ۲۰۱۳)

برای افزایش اعتبار و قابلیت اعتماد یافته‌ها از چند راهبرد استفاده شد. نخست، بخشی از یافته‌های اولیه برای تعدادی از مشارکت‌کنندگان ارسال شد تا میزان انطباق برداشت پژوهشگر با تجربه آنان بررسی شود. دوم، کدها و مقوله‌های اولیه با دو پژوهشگر آشنا با روش کیفی و حسابرسی داده‌محور مرور شد. سوم، مسیر تحلیل شامل تصمیم‌های کدگذاری، ادغام کدها و شکل‌گیری مقوله‌ها ثبت شد تا امکان پیگیری فرایند تحلیل فراهم گردد. چهارم، تلاش شد از مشارکت‌کنندگانی با نقش‌های مختلف سازمانی استفاده شود تا تنوع دیدگاه‌ها افزایش یابد. این اقدامات با معیارهای اعتبارپذیری، انتقال‌پذیری، وابستگی و تأییدپذیری در پژوهش کیفی همسو است.(Lincoln & Guba, ۱۹۸۵)

یافته‌ها

از میان ۱۸ مشارکت‌کننده پژوهش، ۱۲ نفر مرد و ۶ نفر زن بودند. از نظر سطح تحصیلات، ۳ نفر دارای مدرک کارشناسی، ۱۱ نفر دارای مدرک کارشناسی ارشد و ۴ نفر دارای مدرک دکتری بودند. از نظر حوزه تخصصی، ۵ نفر مدیر یا کارشناس ارشد مالی، ۴ نفر حسابرس داخلی، ۳ نفر مدیر یا کارشناس مدیریت ریسک، ۳ نفر تحلیلگر داده یا متخصص هوش تجاری، ۲ نفر متخصص فناوری اطلاعات مالی و ۱ نفر مشاور تحول دیجیتال مالی بودند. سابقه کاری مشارکت‌کنندگان بین ۶ تا ۲۲ سال بود؛ به‌طوری که ۴ نفر سابقه ۶ تا ۱۰ سال، ۹ نفر سابقه ۱۱ تا ۱۵ سال و ۵ نفر سابقه بیش از ۱۵ سال داشتند. همه مشارکت‌کنندگان در سازمان‌های بزرگ مستقر در تهران فعالیت داشتند و تجربه مواجهه با تراکنش‌های پرتعداد، کنترل‌های مالی، گزارش‌های حسابرسی یا سامانه‌های داده‌محور مالی را گزارش کردند. تحلیل مصاحبه‌ها به استخراج پنج مقوله اصلی منجر شد: معماری داده و یکپارچگی تراکنش‌ها، قابلیت‌های الگوریتمی یادگیری بدون نظارت، تفسیرپذیری و اعتبارسنجی انسانی، حکمرانی ریسک و کنترل داخلی، و الزامات پیاده‌سازی سازمانی.

۱ .معماری داده و یکپارچگی تراکنش‌ها .نخستین مقوله اصلی نشان داد که کیفیت و یکپارچگی داده، پیش‌شرط بنیادین طراحی مدل هوشمند کشف ناهنجاری مالی است. مشارکت‌کنندگان تأکید کردند که ناهنجاری مالی معمولاً در یک فیلد منفرد آشکار نمی‌شود، بلکه از ترکیب چند متغیر مانند مبلغ، زمان، نوع سند، حساب مقابل، مرکز هزینه، کاربر ثبت‌کننده، مسیر تأیید، شناسه ذی‌نفع، شرح تراکنش و سابقه رفتاری واحد سازمانی قابل تشخیص است. از نظر آنان، مدل هوشمند باید به داده‌های مالی، عملیاتی، منابع انسانی، قراردادها، پرداخت‌ها و سطح دسترسی کاربران متصل باشد. یکی از مشارکت‌کنندگان بیان کرد: «اگر فقط دفتر کل را ببینیم، خیلی از موارد عادی به نظر می‌رسد؛ ولی وقتی همان تراکنش را کنار زمان ثبت، فرد تأییدکننده و سوابق تأمین‌کننده می‌گذاریم، تازه الگوی غیرعادی معلوم می‌شود .(P۴) « مشارکت‌کننده دیگری اظهار داشت: «مشکل اصلی ما الگوریتم نیست؛ مشکل این است که داده‌ها در چند سامانه پخش است و کدینگ‌ها با هم نمی‌خواند .(P۹) «بنابراین، مدل پیشنهادی باید دارای لایه یکپارچه‌سازی داده، پاک‌سازی، استانداردسازی کدینگ، حذف داده‌های تکراری، مدیریت داده‌های گمشده و ایجاد شناسه یکتا برای ردیابی تراکنش‌ها باشد.

۲ .قابلیت‌های الگوریتمی یادگیری بدون نظارت .دومین مقوله به قابلیت الگوریتم‌های بدون نظارت برای کشف الگوهای غیرعادی در غیاب داده‌های برچسب‌خورده مربوط بود. مشارکت‌کنندگان معتقد بودند که در سازمان‌ها معمولاً داده کافی درباره «تقلب قطعی» وجود ندارد و بسیاری از تخلفات هرگز به‌صورت رسمی ثبت نمی‌شوند؛ بنابراین روش‌های نظارت‌شده به‌تنهایی کافی نیستند. الگوریتم‌های خوشه‌بندی، DBSCAN، LOFو Isolation Forest از دید خبرگان می‌توانند تراکنش‌هایی را که از رفتار غالب فاصله دارند، اولویت‌بندی کنند. یکی از تحلیلگران داده گفت: «در تراکنش‌های مالی، همیشه نمی‌دانیم کدام مورد تقلب است؛ اما می‌توانیم بفهمیم کدام مورد شبیه بقیه نیست « .(P۱۲)حسابرس داخلی دیگری اشاره کرد: «مدل بدون نظارت برای ما مثل چراغ قوه است؛ نمی‌گوید این قطعاً تخلف است، اما می‌گوید اینجا را دقیق‌تر ببین .(P۶) «بر اساس یافته‌ها، انتخاب الگوریتم باید بر اساس نوع داده و هدف کنترل انجام شود؛ برای مثال، LOFبرای کشف ناهنجاری‌های زمینه‌مند، DBSCANبرای شناسایی نقاط نویزی در تراکنش‌های خوشه‌ای، Isolation Forestبرای داده‌های بزرگ و پرتعداد، و خوشه‌بندی برای طبقه‌بندی رفتارهای تراکنشی واحدها مناسب دانسته شد.

۳ .تفسیرپذیری و اعتبارسنجی انسانی .سومین مقوله نشان داد که خروجی مدل هوشمند زمانی برای سازمان قابل استفاده است که تفسیرپذیر، قابل توضیح و قابل اعتبارسنجی باشد. مشارکت‌کنندگان نگران بودند که مدل‌های پیچیده، هشدارهایی تولید کنند که مدیران مالی و حسابرسان نتوانند منطق آن را درک کنند. از نظر آنان، مدل باید علاوه بر امتیاز ناهنجاری، دلیل هشدار را نیز نشان دهد؛ برای مثال، «مبلغ غیرعادی نسبت به میانگین واحد»، «پرداخت خارج از ساعت کاری»، «تکرار غیرمعمول به یک ذی‌نفع»، «دورزدن سطح تأیید» یا «تغییر ناگهانی الگوی تراکنش». یکی از مدیران مالی اظهار داشت: «اگر سیستم فقط بگوید این تراکنش مشکوک است، برای ما کافی نیست؛ باید بگوید به چه دلیل مشکوک است تا بتوانیم دفاع کنیم یا پیگیری کنیم .(P۲) «مشارکت‌کننده دیگری گفت: «الگوریتم باید در کنار حسابرس بنشیند، نه اینکه جای حسابرس تصمیم بگیرد .(P۱۵) «بنابراین، مدل پیشنهادی باید شامل داشبورد توضیح‌پذیر، گزارش علل هشدار، امکان بازخورددهی کاربر، ثبت نتیجه بررسی انسانی و یادگیری تدریجی از بازخوردها باشد.

۴ .حکمرانی ریسک و کنترل داخلی .چهارمین مقوله بر اتصال مدل کشف ناهنجاری به نظام کنترل داخلی، حسابرسی داخلی و مدیریت ریسک تأکید داشت. مشارکت‌کنندگان بیان کردند که اگر هشدارهای مدل در فرایندهای رسمی سازمان جایگاه مشخصی نداشته باشد، به‌تدریج نادیده گرفته می‌شود. از نظر آنان، باید مشخص شود چه واحدی مالک مدل است، چه کسی هشدارها را بررسی می‌کند، سطح‌بندی ریسک چگونه انجام می‌شود، چه مواردی به حسابرسی داخلی ارجاع می‌شود و چه مواردی نیازمند اقدام اصلاحی فوری است. یکی از مدیران ریسک گفت: «مدل اگر به فرایند کنترل داخلی وصل نشود، فقط یک گزارش قشنگ تولید می‌کند؛ ارزش آن وقتی است که هشدار تبدیل به اقدام شود .(P۸) «مشارکت‌کننده دیگری بیان کرد: «باید برای هر هشدار یک مسیر رسیدگی، مسئول پاسخ‌گو و زمان‌بندی پیگیری تعریف شود « .(P۱۱)یافته‌ها نشان داد که مدل هوشمند باید با ماتریس ریسک، سیاست‌های کنترل داخلی، سطح اهمیت مالی، حساسیت حساب‌ها، حدود

اختیارات و برنامه حسابرسی داخلی همسو شود. همچنین ملاحظات حریم خصوصی، امنیت دسترسی، محرمانگی داده و جلوگیری از سوءاستفاده از نتایج مدل باید در طراحی آن لحاظ گردد.

۵ .الزامات پیاده‌سازی سازمانی .پنجمین مقوله نشان داد که موفقیت مدل هوشمند کشف ناهنجاری به بلوغ سازمانی، حمایت مدیریت ارشد، فرهنگ داده‌محور، آموزش کاربران و همکاری بین‌بخشی وابسته است. مشارکت‌کنندگان تأکید کردند که بسیاری از پروژه‌های هوشمندسازی مالی به دلیل مقاومت واحدها، نبود مالکیت مشخص، ضعف سواد داده، ترس از شفافیت یا نبود زیرساخت فنی پایدار با شکست مواجه می‌شوند. یکی از متخصصان فناوری اطلاعات مالی گفت: «وقتی واحد مالی، فناوری اطلاعات و حسابرسی داخلی زبان مشترک نداشته باشند، مدل هوشمند روی کاغذ می‌ماند .(P۱۳) «مدیر مالی دیگری بیان کرد: «بعضی مدیران از سیستم ناهنجاری‌یاب می‌ترسند، چون فکر می‌کنند قرار است افراد را متهم کند؛ باید فرهنگ آن درست جا بیفتد .(P۱) «بر اساس یافته‌ها، پیاده‌سازی موفق مدل نیازمند اجرای آزمایشی، تعریف شاخص‌های عملکرد، آموزش کاربران، مستندسازی فرایندها، بازنگری دوره‌ای پارامترها و ایجاد کمیته راهبری متشکل از مالی، حسابرسی، ریسک، فناوری اطلاعات و حقوقی است.

بحث

یافته‌های پژوهش حاضر نشان داد که طراحی مدل هوشمند کشف ناهنجاری‌های مالی در تراکنش‌های سازمانی مستلزم توجه هم‌زمان به داده، الگوریتم، تفسیر انسانی، کنترل داخلی و بستر سازمانی است. نخستین یافته، اهمیت معماری داده و یکپارچگی تراکنش‌ها را برجسته کرد. این نتیجه با ادبیات کشف ناهنجاری همسو است؛ زیرا کیفیت ورودی‌ها، ساختار ویژگی‌ها و قابلیت ردیابی داده‌ها نقش تعیین‌کننده‌ای در عملکرد مدل‌های تشخیص ناهنجاری دارند (۲۰۰۹) .Chandola et al .تأکید می‌کنند که ناهنجاری همواره نسبت به زمینه داده تعریف می‌شود و بدون فهم ساختار داده، تشخیص موارد غیرعادی می‌تواند گمراه‌کننده باشد. در محیط مالی سازمانی، این زمینه شامل نوع حساب، واحد سازمانی، سطح اختیار، ذی‌نفع، زمان ثبت و الگوی تاریخی تراکنش‌هاست. همچنین (۲۰۱۱) .Ngai et al نشان دادند که داده‌کاوی در کشف تقلب مالی زمانی اثربخش است که داده‌های مالی از منابع مختلف گردآوری، آماده‌سازی و به‌درستی طبقه‌بندی شوند. بنابراین، تأکید مشارکت‌کنندگان بر یکپارچه‌سازی داده‌ها نشان می‌دهد که مسئله اصلی در سازمان‌ها نه صرفاً انتخاب ابزار تحلیلی، بلکه ایجاد زیربنای داده‌ای قابل اعتماد برای تحلیل هوشمند است.

دومین یافته پژوهش به قابلیت‌های الگوریتم‌های یادگیری بدون نظارت مربوط بود. مشارکت‌کنندگان معتقد بودند که به دلیل نبود داده‌های کافی و معتبر درباره تقلب‌های قطعی، روش‌های بدون نظارت برای سازمان‌ها کاربرد بالایی دارند. این یافته با دیدگاه (۲۰۱۶) .Ahmed et al همخوان است که نشان دادند در حوزه مالی، روش‌های خوشه‌بندی و بدون نظارت به دلیل کمبود داده‌های برچسب‌خورده و محرمانگی نمونه‌های واقعی تقلب، اهمیت ویژه‌ای دارند. همچنین (۲۰۰۲) Bolton and Hand مسئله نامتوازن‌بودن داده‌ها و کمیاب‌بودن موارد تقلب را از چالش‌های اصلی کشف تقلب معرفی کردند. الگوریتم‌هایی مانندDBSCAN ، LOFو Isolation Forest می‌توانند بدون اتکا به برچسب

قبلی، فاصله تراکنش‌ها از الگوهای غالب را محاسبه کنند DBSCAN .برای شناسایی نقاط نویزی و خوشه‌های نامعمول کاربرد دارد Ester) (et al., ۱۹۹۶، LOFشدت ناهنجاری را در سطح محلی می‌سنجد(Breunig et al., ۲۰۰۰) ، و Isolation Forest موارد غیرعادی را بر اساس سهولت جداسازی شناسایی می‌کند .(Liu et al., ۲۰۰۸) بنابراین، یافته پژوهش حاضر نشان می‌دهد که استفاده ترکیبی از چند الگوریتم می‌تواند برای محیط‌های مالی پیچیده مناسب‌تر از اتکا به یک روش واحد باشد.

سومین یافته نشان داد که تفسیرپذیری و اعتبارسنجی انسانی، شرط اساسی پذیرش مدل هوشمند است. این نتیجه از منظر حسابداری و حسابرسی اهمیت زیادی دارد؛ زیرا تصمیم‌های مالی و کنترلی باید قابلیت دفاع، مستندسازی و پیگیری داشته باشند. در حوزه کشف ناهنجاری، الگوریتم ممکن است یک تراکنش را غیرعادی تشخیص دهد، اما تعیین اینکه آیا این ناهنجاری ناشی از خطای ثبت، شرایط خاص تجاری، تغییر فرایند، سوءاستفاده یا تقلب است، به قضاوت حرفه‌ای نیاز دارد (۲۰۱۶) West and Bhattacharya .نیز تأکید می‌کنند که روش‌های هوشمند کشف تقلب باید با دانش دامنه و تحلیل انسانی ترکیب شوند تا از تفسیر نادرست نتایج جلوگیری شود. یافته حاضر همچنین با منطق حسابرسی داده‌محور همسو است؛ زیرا در حسابرسی، شواهد ماشینی زمانی ارزشمند هستند که قابل توضیح، قابل اتکا و قابل پیوند با رویه‌های رسیدگی باشند. در نتیجه، مدل پیشنهادی باید از حالت «جعبه سیاه» فاصله بگیرد و به‌جای ارائه هشدار مبهم، دلایل ناهنجاری، متغیرهای اثرگذار و سابقه مقایسه‌ای تراکنش را نمایش دهد.

چهارمین یافته پژوهش بر ضرورت اتصال مدل به حکمرانی ریسک و کنترل داخلی دلالت داشت. مشارکت‌کنندگان تأکید کردند که هشدارهای الگوریتمی بدون مسیر رسیدگی، مالک فرایند و سیاست پاسخ‌گویی، به اقدام سازمانی تبدیل نمی‌شوند. این یافته با ادبیات تقلب مالی و کنترل داخلی همسو است؛ زیرا فناوری به‌تنهایی مانع تقلب یا خطا نمی‌شود، بلکه باید در ساختار کنترل، نظارت و پاسخگویی جای گیرد Bolton . (۲۰۰۲) and Handنشان دادند که کشف آماری تقلب باید با فرایندهای تصمیم‌گیری و هزینه‌های خطای تشخیص مرتبط شود. همچنین (۲۰۱۱) .Ngai et alبیان کردند که کاربرد داده‌کاوی در تقلب مالی باید با سیاست‌ها و فرایندهای سازمانی همراه باشد. بنابراین، مدل هوشمند باید دارای سازوکار اولویت‌بندی ریسک، ارجاع هشدار، ثبت اقدام اصلاحی، پیگیری وضعیت، گزارش‌دهی به مدیریت و ارتباط با برنامه حسابرسی داخلی باشد. این امر موجب می‌شود مدل از یک ابزار تحلیلی منفرد به بخشی از نظام حکمرانی مالی تبدیل شود.

پنجمین یافته نشان داد که بلوغ سازمانی و فرهنگ داده‌محور، نقش تعیین‌کننده‌ای در پیاده‌سازی مدل دارد. حتی اگر الگوریتم‌ها از نظر فنی مناسب باشند، نبود همکاری میان واحد مالی، فناوری اطلاعات، حسابرسی داخلی و مدیریت ریسک می‌تواند مانع موفقیت پروژه شود. این یافته با مطالعات تحول دیجیتال مالی و تحلیل داده همخوان است که بر نقش آمادگی سازمانی، مهارت‌های انسانی، کیفیت زیرساخت و حمایت مدیریت ارشد در موفقیت پروژه‌های هوشمندسازی تأکید دارند (۲۰۱۶) .Ahmed et al .نیز در زمینه کشف ناهنجاری مالی به محدودیت داده‌های واقعی، دشواری ارزیابی مدل‌ها و چالش‌های عملیاتی اشاره کرده‌اند. از این منظر، پیاده‌سازی مدل هوشمند باید تدریجی، آزمایشی و

مبتنی بر یادگیری سازمانی باشد. سازمان‌ها ابتدا می‌توانند مدل را در یک حوزه پرریسک مانند پرداخت‌ها، خرید، تنخواه، تسویه با تأمین‌کنندگان یا ثبت اسناد تعدیلی اجرا کنند و سپس با دریافت بازخورد از کاربران، دامنه آن را گسترش دهند.

در مجموع، یافته‌های پژوهش حاضر نشان می‌دهد که مدل هوشمند کشف ناهنجاری مالی باید به‌صورت چندلایه طراحی شود. لایه نخست، لایه داده است که شامل استخراج، پاک‌سازی، استانداردسازی، یکپارچه‌سازی و ردیابی تراکنش‌هاست. لایه دوم، لایه الگوریتمی است که در آن از روش‌های بدون نظارت مانند خوشه‌بندی، DBSCAN، LOF، Isolation Forestو در صورت فراهم‌بودن زیرساخت، خودرمزگذارها استفاده می‌شود. لایه سوم، لایه تفسیر و اعتبارسنجی است که خروجی مدل را به زبان مالی و کنترلی ترجمه می‌کند. لایه چهارم، لایه حکمرانی ریسک و کنترل داخلی است که هشدارها را به اقدام، مسئولیت و پیگیری تبدیل می‌کند. لایه پنجم، لایه پیاده‌سازی و یادگیری سازمانی است که آموزش، پذیرش، بازنگری مدل و بهبود مستمر را پوشش می‌دهد. چنین مدلی می‌تواند به سازمان‌ها کمک کند تا از رویکرد واکنشی به رویکرد پیشگیرانه و داده‌محور در مدیریت ناهنجاری‌های مالی حرکت کنند.

محدودیت‌ها .پژوهش حاضر با وجود ارائه بینشی عمیق درباره طراحی مدل هوشمند کشف ناهنجاری مالی، دارای محدودیت‌هایی است. نخست، داده‌ها صرفاً از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته گردآوری شد و از روش‌های دیگر مانند مشاهده، تحلیل اسناد سازمانی یا داده‌های واقعی تراکنش استفاده نشد. دوم، مشارکت‌کنندگان پژوهش از سازمان‌های مستقر در تهران انتخاب شدند؛ بنابراین، تعمیم یافته‌ها به سازمان‌های کوچک‌تر، شهرهای دیگر یا صنایع خاص باید با احتیاط انجام شود. سوم، پژوهش حاضر ماهیت کیفی داشت و عملکرد کمی الگوریتم‌ها از نظر دقت، نرخ هشدار کاذب، حساسیت یا زمان پردازش آزمون نشد. چهارم، به دلیل محرمانگی داده‌های مالی سازمانی، امکان بررسی نمونه‌های واقعی ناهنجاری یا تقلب به‌صورت مستقیم وجود نداشت.

پیشنهادها برای پژوهش‌های آینده .پیشنهاد می‌شود در پژوهش‌های آینده، مدل مفهومی استخراج‌شده در این مطالعه با استفاده از روش‌های کمی، دلفی فازی، مدل‌سازی ساختاری ـ تفسیری یا تحلیل عاملی تأیید و اولویت‌بندی شود. همچنین پژوهشگران می‌توانند عملکرد الگوریتم‌های مختلف بدون نظارت مانندIsolation Forest ، LOF، DBSCAN، K-meansو خودرمزگذارها را بر داده‌های واقعی یا شبه‌واقعی تراکنش‌های سازمانی مقایسه کنند. انجام مطالعات موردی در صنایع مختلف مانند بانکداری، بیمه، تولید، خرده‌فروشی، نفت و گاز و خدمات عمومی نیز می‌تواند به شناسایی تفاوت‌های زمینه‌ای در ناهنجاری‌های مالی کمک کند. علاوه بر این، بررسی نقش توضیح‌پذیری الگوریتمی، اعتماد کاربران، سواد داده مدیران مالی و بلوغ حاکمیت داده در پذیرش مدل‌های هوشمند مالی می‌تواند مسیر پژوهشی ارزشمندی باشد.

پیشنهادها برای عمل .به سازمان‌ها پیشنهاد می‌شود پیش از خرید یا توسعه ابزارهای هوشمند کشف ناهنجاری، ابتدا بلوغ داده‌ای و فرایندی خود را ارزیابی کنند. ایجاد فرهنگ داده‌محور، استانداردسازی کدینگ حساب‌ها، اتصال سامانه‌های مالی و عملیاتی، تعریف مالکیت داده و تدوین سیاست دسترسی از اقدامات ضروری اولیه است. همچنین بهتر است مدل هوشمند ابتدا به‌صورت پایلوت در یک فرایند مالی پرریسک

اجرا شود و پس از ارزیابی هشدارها، دریافت بازخورد کاربران و اصلاح پارامترها گسترش یابد. واحدهای مالی، حسابرسی داخلی، مدیریت ریسک، فناوری اطلاعات و حقوقی باید در قالب یک کمیته راهبری مشترک، مسئولیت نظارت بر مدل، بررسی هشدارها، حفاظت از داده‌ها و بهبود مستمر سیستم را بر عهده گیرند.

نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با هدف طراحی مدل هوشمند کشف ناهنجاری‌های مالی در تراکنش‌های سازمانی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری بدون نظارت انجام شد. نتایج نشان داد که کشف هوشمند ناهنجاری مالی، صرفاً به انتخاب یک الگوریتم وابسته نیست، بلکه نیازمند طراحی یک نظام یکپارچه شامل داده‌های قابل اعتماد، الگوریتم‌های مناسب، تفسیرپذیری، اعتبارسنجی انسانی، اتصال به کنترل داخلی و آمادگی سازمانی است. مدل پیشنهادی پژوهش بر پنج مؤلفه اصلی استوار است: معماری داده و یکپارچگی تراکنش‌ها، قابلیت‌های الگوریتمی یادگیری بدون نظارت، تفسیرپذیری و اعتبارسنجی انسانی، حکمرانی ریسک و کنترل داخلی، و الزامات پیاده‌سازی سازمانی. این مدل می‌تواند به سازمان‌ها کمک کند تا تراکنش‌های غیرعادی را سریع‌تر شناسایی کنند، منابع حسابرسی را بر موارد پرریسک متمرکز سازند، کیفیت کنترل‌های داخلی را افزایش دهند و از زیان‌های ناشی از خطا، سوءاستفاده یا تقلب جلوگیری کنند. بااین‌حال، موفقیت چنین مدلی مشروط به آن است که فناوری در کنار قضاوت حرفه‌ای، اخلاق داده، شفافیت سازمانی و سازوکارهای پاسخگویی قرار گیرد.

تشکر و قدردانی

از تمامی کسانی که در انجام این پژوهش ما را همراهی کردند تشکر و قدردانی به عمل می‌آید.

موازین اخلاقی

در این پژوهش اصول اخلاقی مرتبط با نشر و انجام پژوهش رعایت گردیده است.

مشارکت نویسندگان

تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

تعارض منافع

بر اساس اظهار نویسندگان، در این مقاله هیچ‌گونه تضاد منافعی وجود ندارد.

فهرست منابع

Ahmed, M., Mahmood, A. N., & Islam, M. R. (2016). A survey of anomaly detection techniques in financial domain. *Future Generation Computer Systems, 55*, 278–288. https://doi.org/10.1016/j.future.2015.01.001

Bazeley, P., & Jackson, K. (2013). *Qualitative data analysis with NVivo* (2nd ed.). SAGE Publications.

Bolton, R. J., & Hand, D. J. (2002). Statistical fraud detection: A review. *Statistical Science, 17*(3), 235–255. https://doi.org/10.1214/ss/1042727940

Braun, V., & Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology, 3*(2), 77–101. https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa

Breunig, M. M., Kriegel, H. P., Ng, R. T., & Sander, J. (2000). LOF: Identifying density-based local outliers. In *Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data* (pp. 93–104). ACM. https://doi.org/10.1145/335191.335388

Chandola, V., Banerjee, A., & Kumar, V. (2009). Anomaly detection: A survey. *ACM Computing Surveys, 41*(3), 1–58. https://doi.org/10.1145/1541880.1541882

Ester, M., Kriegel, H. P., Sander, J., & Xu, X. (1996). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 226–231). AAAI Press.

Guest, G., Bunce, A., & Johnson, L. (2006). How many interviews are enough? An experiment with data saturation and variability. *Field Methods, 18*(1), 59–82. https://doi.org/10.1177/1525822X05279903

Lincoln, Y. S., & Guba, E. G. (1985). *Naturalistic inquiry*. SAGE Publications.

Liu, F. T., Ting, K. M., & Zhou, Z. H. (2008). Isolation forest. In *Proceedings of the 2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining* (pp. 413–422). IEEE. https://doi.org/10.1109/ICDM.2008.17

Ngai, E. W. T., Hu, Y., Wong, Y. H., Chen, Y., & Sun, X. (2011). The application of data mining techniques in financial fraud detection: A classification framework and an academic review of literature. *Decision Support Systems, 50*(3), 559–569. https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.08.006

West, J., & Bhattacharya, M. (2016). Intelligent financial fraud detection: A comprehensive review. *Computers & Security, 57*, 47–66. https://doi.org/10.1016/j.cose.2015.09.005