دوره ۱، شماره ۳، سال ۱۴۰۴

هوشمندسازی در حسابداری، اقتصاد و مدیریت مالی

طراحی مدل کشف پولشویی مبتنی بر تحلیل شبکه‌های مالی، یادگیری ماشین و الگوهای تراکنشی غیرعادی

۱. شیوا سادات حسینی*: گروه مدیریت مالی، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران (نویسنده مسئول). shiva.sadat.hosseini.fin@gmail.com

چکیده

هدف پژوهش حاضر طراحی مدل کشف پولشویی مبتنی بر تحلیل شبکه‌های مالی، یادگیری ماشین و شناسایی الگوهای تراکنشی غیرعادی در نظام بانکی بود. این پژوهش با رویکرد کیفی و طرح اکتشافی انجام شد. مشارکت‌کنندگان شامل ۱۸ نفر از خبرگان مبارزه با پولشویی، مدیران تطبیق، متخصصان داده، حسابرسان داخلی و کارشناسان ریسک بانکی در شهر تهران بودند که به روش نمونه‌گیری هدفمند و گلوله‌برفی انتخاب شدند. ابزار گردآوری داده‌ها مصاحبه نیمه‌ساختاریافته بود و مصاحبه‌ها تا دستیابی به اشباع نظری ادامه یافت؛ اشباع نظری در مصاحبه شانزدهم حاصل شد و دو مصاحبه تکمیلی برای اطمینان از کفایت داده‌ها انجام گرفت. داده‌ها پس از ضبط، پیاده‌سازی و ناشناس‌سازی، با روش تحلیل مضمون و به کمک نرم‌افزار NVivo تحلیل شدند. برای افزایش اعتبار یافته‌ها از بازبینی مشارکت‌کنندگان، مقایسه مستمر کدها، یادداشت‌برداری تحلیلی و بررسی همکار پژوهشی استفاده شد. تحلیل داده‌ها به استخراج پنج مقوله اصلی منجر شد: «زیرساخت داده‌ای و یکپارچه‌سازی منابع اطلاعاتی»، «تحلیل شبکه‌های مالی و کشف روابط پنهان»، «شناسایی الگوهای تراکنشی غیرعادی»، «یادگیری ماشین، امتیازدهی ریسک و کاهش هشدارهای کاذب» و «حکمرانی مدل، تبیین‌پذیری و الزامات اخلاقی ـــ نظارتی». مشارکت‌کنندگان تأکید داشتند که کشف پولشویی صرفاً با قواعد آستانه‌ای امکان‌پذیر نیست و باید ترکیبی از داده‌های تراکنشی، اطلاعات شناخت مشتری، روابط ذی‌نفعی، رفتار زمانی حساب‌ها و شاخص‌های شبکه‌ای برای تولید امتیاز ریسک پویا به‌کار گرفته شود. مدل پیشنهادی نشان می‌دهد که ترکیب تحلیل شبکه، یادگیری ماشین و الگوهای رفتاری تراکنش می‌تواند دقت کشف پولشویی را افزایش دهد، هشدارهای غیرضروری را کاهش دهد و امکان اولویت‌بندی پرونده‌های مشکوک را برای واحدهای تطبیق و بازرسی فراهم سازد. با این حال، موفقیت چنین مدلی به کیفیت داده، تبیین‌پذیری الگوریتم، نظارت انسانی، رعایت حریم خصوصی و هم‌راستایی با الزامات قانونی وابسته است.

کلیدواژه‌ها: پولشویی، تحلیل شبکه‌های مالی، یادگیری ماشین، تراکنش غیرعادی، مبارزه با پولشویی، کشف ناهنجاری.

شیوه استناددهی: حسینی، شیوا سادات. (۱۴۰۴). طراحی مدل کشف پولشویی مبتنی بر تحلیل شبکه‌های مالی، یادگیری ماشین و الگوهای تراکنشی غیرعادی. *هوشمندسازی در حسابداری، اقتصاد و مدیریت مالی*، *۱*(۳)، ۶۶-۵۳.

© ۱۴۰۴ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است.

Volume 1, Issue 3, Year 2025

Smartification in Accounting, Economics, and Financial Management

Designing a Money Laundering Detection Model Based on Financial Network Analysis, Machine Learning, and Abnormal Transactional Patterns

1. Shiva Sadat Hosseini*: Department of Financial Management, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran
(Corresponding Author). shiva.sadat.hosseini.fin@gmail.com

Abstract

This study aimed to design an anti-money laundering detection model based on financial network analysis, machine learning, and abnormal transactional patterns. This qualitative exploratory study was conducted among anti-money laundering experts, compliance managers, banking risk specialists, internal auditors, and financial data scientists in Tehran. Eighteen participants were selected using purposive and snowball sampling. Data were collected only through semi-structured interviews. Interviews continued until theoretical saturation was achieved; saturation emerged at the sixteenth interview, and two additional interviews were conducted to confirm data adequacy. All interviews were recorded with permission, transcribed verbatim, anonymized, and analyzed through thematic analysis using NVivo software. Open coding, axial grouping, constant comparison, analytical memoing, peer review, and member checking were used to enhance credibility, dependability, and confirmability. The analysis identified five main categories: "data infrastructure and integration of information sources," "financial network analysis and detection of hidden relationships," "identification of abnormal transactional patterns," "machine learning, risk scoring, and false-positive reduction," and "model governance, explainability, and ethical-regulatory requirements." Participants argued that traditional threshold-based monitoring systems are insufficient for identifying complex laundering schemes. They emphasized the necessity of combining transaction data, know-your-customer information, beneficial ownership links, temporal account behavior, graph-based indicators, and investigator feedback to generate dynamic and explainable risk scores. The proposed model suggests that integrating network analytics, machine learning, and behavioral transaction indicators can improve the detection of suspicious money laundering patterns, reduce inefficient alerts, and support risk-based prioritization in compliance operations. However, the effective implementation of such a model depends on data quality, algorithmic explainability, privacy protection, continuous human oversight, model validation, and regulatory alignment.

Keywords: *Money laundering, financial network analysis, machine learning, abnormal transactions, anti-money laundering, anomaly detection.*

How to cite: Hosseini, S. S. (2025). Designing a Money Laundering Detection Model Based on Financial Network Analysis, Machine Learning, and Abnormal Transactional Patterns. *Smartification in Accounting, Economics, and Financial Management, 1*(3), 53-66.

© 2025 the authors.

مقدمه

پولشویی یکی از پیچیده‌ترین اشکال جرائم مالی سازمان‌یافته است که از طریق آن، عواید حاصل از فعالیت‌های غیرقانونی در قالب جریان‌های مالی ظاهراً مشروع وارد نظام اقتصادی می‌شود. اهمیت مبارزه با پولشویی تنها به جلوگیری از انتقال منابع نامشروع محدود نیست، بلکه به حفظ سلامت نظام مالی، پیشگیری از فساد، مقابله با تأمین مالی تروریسم، افزایش شفافیت اقتصادی و صیانت از اعتماد عمومی به بانک‌ها و مؤسسات مالی نیز مرتبط است. در ادبیات مالی و نظارتی، پولشویی معمولاً در سه مرحله جای‌گذاری، لایه‌گذاری و ادغام توصیف می‌شود؛ در مرحله جای‌گذاری، وجوه نامشروع وارد نظام مالی می‌شود، در مرحله لایه‌گذاری، با زنجیره‌ای از تراکنش‌ها، انتقال‌ها، حساب‌های واسطه‌ای و روابط پیچیده مالکیتی، منشأ وجوه پنهان می‌شود و در مرحله ادغام، منابع مالی با ظاهری قانونی به اقتصاد رسمی بازمی‌گردد. همین ماهیت چندمرحله‌ای و شبکه‌ای موجب شده است که کشف پولشویی با روش‌های سنتی، خطی و مبتنی بر قواعد ثابت با چالش جدی مواجه شود. توصیه‌های گروه ویژه اقدام مالی، کشورها و مؤسسات مالی را به رویکرد ریسک‌محور در شناسایی، پایش، گزارش‌دهی و کنترل فعالیت‌های مشکوک هدایت می‌کند؛ با این حال، پیاده‌سازی اثربخش این رویکرد در محیط‌های بانکی پرتراکنش نیازمند ابزارهای تحلیلی پیشرفته و مدل‌های هوشمند است.(FATF, ۲۰۲۵)

نظام‌های سنتی مبارزه با پولشویی عموماً بر مجموعه‌ای از قواعد ازپیش‌تعریف‌شده، آستانه‌های مبلغی، فهرست‌های تحریمی، شاخص‌های ثابت ریسک مشتری و سناریوهای محدود تراکنشی تکیه دارند. این سامانه‌ها برای شناسایی برخی الگوهای آشکار مانند تراکنش‌های نقدی بزرگ، انتقال‌های مکرر به کشورها یا اشخاص پرریسک، شکستن مبالغ بزرگ به تراکنش‌های کوچک و گردش‌های غیرمتعارف حساب مفیدند، اما در برابر روش‌های تطبیق‌پذیر و پنهان‌کارانه پولشویی محدودیت دارند. مجرمان مالی معمولاً رفتار خود را با قواعد شناخته‌شده تطبیق می‌دهند؛ برای مثال، مبالغ تراکنش را پایین‌تر از آستانه‌های گزارش‌دهی نگه می‌دارند، وجوه را از طریق حساب‌های متعدد عبور می‌دهند، از شرکت‌های صوری یا حساب‌های اجاره‌ای استفاده می‌کنند یا با ایجاد روابط مالی چندلایه، منشأ و مقصد واقعی پول را پنهان می‌سازند. پژوهش‌های اخیر نشان داده‌اند که سامانه‌های پایش تراکنش مبتنی بر قواعد ثابت، به‌ویژه در محیط‌های بانکی با حجم بالای تراکنش، با نرخ بالای هشدارهای کاذب، هزینه عملیاتی زیاد و فرسودگی تحلیلگران تطبیق مواجه‌اند .(Oztas et al., ۲۰۲۴; Jensen & Iosifidis, ۲۰۲۲) مطالعه Oztas و همکاران نیز با مصاحبه با متخصصان صنعت نشان داد که متخصصانAML ، ناکارآمدی هشدارهای پرتعداد و نیاز به روش‌های هوشمندتر را از چالش‌های اصلی پایش تراکنش می‌دانند.

در چنین شرایطی، تحلیل شبکه‌های مالی می‌تواند افق تازه‌ای برای کشف پولشویی ایجاد کند. پولشویی غالباً پدیده‌ای فردی و تک‌حسابی نیست، بلکه در قالب شبکه‌ای از حساب‌ها، مشتریان، شرکت‌ها، نمایندگان، ذی‌نفعان واقعی، شعب بانکی، کانال‌های پرداخت و تراکنش‌های متوالی رخ می‌دهد. در تحلیل شبکه، حساب‌ها یا مشتریان به‌عنوان گره و تراکنش‌ها یا روابط مالکیتی به‌عنوان یال در نظر گرفته می‌شوند.

سپس با استفاده از شاخص‌هایی مانند درجه ارتباط، مرکزیت بینابینی، مرکزیت نزدیکی، تراکم خوشه، تشخیص اجتماع، چرخه‌های بسته، مسیرهای طولانی انتقال وجه و الگوهای ستاره‌ای یا حلقه‌ای می‌توان ساختارهای غیرعادی را شناسایی کرد. اهمیت این رویکرد در آن است که برخی نشانه‌های پولشویی نه در یک تراکنش منفرد، بلکه در الگوی ارتباطی میان چندین حساب و تکرار جریان‌های مالی در طول زمان آشکار می‌شوند. برای نمونه، وجود مسیرهای انتقالی طولانی با مبالغ مشابه، چرخه‌های کوتاه میان چند حساب، حساب‌هایی با ورودی‌های متعدد و خروجی سریع، یا گره‌هایی که بین جوامع مالی مختلف واسطه‌گری می‌کنند، می‌تواند نشانه‌ای از لایه‌گذاری و پنهان‌سازی منشأ وجوه باشد. (Fronzetti Colladon & Remondi, ۲۰۱۷; Elliott et al., ۲۰۱۹) پژوهش Elliott و همکاران نشان داده است که در شبکه‌های تراکنش مالی، الگوهایی مانند حلقه‌ها، مسیرهای طولانی و خوشه‌های غیرعادی می‌توانند برای تشخیص ناهنجاری به‌کار روند.

هم‌زمان با گسترش تحلیل شبکه، یادگیری ماشین نیز به‌عنوان یکی از ابزارهای مهم در کشف پولشویی مطرح شده است. الگوریتم‌های یادگیری ماشین قادرند از داده‌های تاریخی، الگوهای پنهان، روابط غیرخطی و ترکیب متغیرهای رفتاری، شبکه‌ای و تراکنشی را استخراج کنند. در سامانه‌هایAML ، این الگوریتم‌ها می‌توانند برای طبقه‌بندی مشتریان پرریسک، امتیازدهی به هشدارها، تشخیص ناهنجاری، کاهش هشدارهای کاذب، کشف حساب‌های واسطه و شناسایی مسیرهای مشکوک انتقال پول به‌کار روند. روش‌های نظارت‌شده مانند جنگل تصادفی، گرادیان بوستینگ و شبکه‌های عصبی زمانی قابل استفاده‌اند که داده‌های برچسب‌خورده کافی درباره تراکنش‌های مشکوک و غیرمشکوک وجود داشته باشد. در مقابل، روش‌های بدون‌نظارت مانند خوشه‌بندی، جنگل انزوا، خودرمزگذارها و تشخیص ناهنجاری برای محیط‌هایی مناسب‌اند که داده‌های برچسب‌خورده محدود است. روش‌های نیمه‌نظارتی و یادگیری گراف نیز به‌ویژه برای شرایطی اهمیت دارند که تعداد نمونه‌های واقعی پولشویی کم، اما ساختار ارتباطی میان حساب‌ها غنی و اطلاعاتی است (Weber et al., ۲۰۱۹; Karim et al., ۲۰۲۴; Mousavian & Miah, ۲۰۲۵). مطالعه Weber و همکاران بر داده‌های بیت‌کوین نشان داد که ویژگی‌های گرافی و روش‌های یادگیری ماشین می‌توانند برای تحلیل مالی قانونی و کشف فعالیت‌های غیرقانونی اهمیت داشته باشند.

با وجود ظرفیت بالای فناوری‌های هوشمند، کاربرد یادگیری ماشین در مبارزه با پولشویی با چالش‌های روش‌شناختی و عملیاتی مواجه است. نخست، پولشویی رخدادی نادر است و نسبت تراکنش‌های مشکوک واقعی به تراکنش‌های عادی بسیار پایین است؛ بنابراین مدل‌ها با مسئله عدم توازن طبقاتی مواجه می‌شوند. دوم، داده‌های واقعی AML معمولاً محرمانه‌اند و به‌دلیل ملاحظات قانونی و امنیتی، دسترسی پژوهشگران به آن‌ها محدود است. سوم، برچسب‌های موجود همیشه دقیق نیستند؛ زیرا بسیاری از هشدارها پس از بررسی انسانی بسته می‌شوند و همه گزارش‌های مشکوک نیز الزاماً به اثبات جرم منجر نمی‌شوند. چهارم، مدل‌های پیچیده ممکن است از نظر دقت مناسب باشند، اما برای ناظران، حسابرسان، مدیران تطبیق و مراجع قانونی قابل توضیح نباشند. در محیط‌های بانکی، صرفاً تولید یک امتیاز ریسک کافی نیست؛ بلکه باید مشخص شود کدام ویژگی‌ها، روابط، تراکنش‌ها و رفتارها باعث افزایش ریسک شده‌اند. بنابراین، تبیین‌پذیری، قابلیت حسابرسی، مستندسازی،

کنترل سوگیری و نظارت انسانی از الزامات حیاتی هر مدل هوشمند کشف پولشویی محسوب می‌شود (Ribeiro et al., ۲۰۱۶; Lundberg & Lee, ۲۰۱۷; FATF, ۲۰۲۵).

یکی از شکاف‌های مهم در ادبیات موجود آن است که بسیاری از پژوهش‌های فنی، مدل‌های یادگیری ماشین یا گراف را از منظر عملکرد الگوریتمی بررسی کرده‌اند، اما کمتر به الزامات عملیاتی، سازمانی، اخلاقی و نظارتی پیاده‌سازی چنین مدل‌هایی در واحدهای بانکی پرداخته‌اند. از سوی دیگر، در بسیاری از کشورها و به‌ویژه در محیط‌های بانکی دارای محدودیت داده، تحریم، ناهمگونی سامانه‌های اطلاعاتی و حساسیت‌های نظارتی، طراحی مدل کشف پولشویی صرفاً یک مسئله فنی نیست، بلکه مسئله‌ای میان‌رشته‌ای میان حسابداری، بانکداری، مدیریت ریسک، حقوق مالی، علم داده و حکمرانی داده است. مدل کارآمد باید بتواند داده‌های شناخت مشتری، سوابق حساب، مالکیت ذی‌نفع واقعی، الگوهای تراکنش، روابط بین‌حسابی، اطلاعات شعب، داده‌های مکانی و زمانی، بازخورد کارشناسان و الزامات مقرراتی را در یک چارچوب یکپارچه ترکیب کند. به همین دلیل، استفاده از رویکرد کیفی و مصاحبه با خبرگان می‌تواند به شناسایی مؤلفه‌هایی کمک کند که در مدل‌های صرفاً عددی و الگوریتمی کمتر دیده می‌شوند.

در ایران و به‌ویژه در شهر تهران، به‌عنوان مرکز اصلی فعالیت بسیاری از بانک‌ها، مؤسسات مالی، شرکت‌های بزرگ، نهادهای نظارتی و واحدهای تطبیق، طراحی مدل کشف پولشویی اهمیت مضاعف دارد. پیچیدگی جریان‌های مالی، تنوع مشتریان حقیقی و حقوقی، تعدد کانال‌های پرداخت، رشد تراکنش‌های دیجیتال، ضرورت رعایت الزامات قانونی داخلی و فشار برای افزایش کارایی نظام گزارش‌دهی، نیاز به مدل‌های هوشمند و بومی‌سازی‌شده را برجسته می‌کند. با این حال، مدل پیشنهادی باید علاوه بر برخورداری از ظرفیت فنی، با واقعیت‌های سازمانی بانک‌ها، سطح بلوغ داده‌ای، محدودیت‌های محرمانگی، قابلیت استفاده توسط کارشناسان تطبیق و الزامات پاسخ‌گویی به مراجع نظارتی نیز سازگار باشد. از این منظر، پژوهش حاضر با هدف طراحی مدل کشف پولشویی مبتنی بر تحلیل شبکه‌های مالی، یادگیری ماشین و الگوهای تراکنشی غیرعادی انجام شد. تمرکز پژوهش بر استخراج ابعاد، مؤلفه‌ها و الزامات مدل از دیدگاه خبرگان مستقر در تهران است تا چارچوبی کاربردی برای ارتقای پایش تراکنش، کاهش هشدارهای کاذب، کشف روابط پنهان و حمایت از تصمیم‌گیری واحدهای مبارزه با پولشویی ارائه شود.

مواد و روش‌ها

پژوهش حاضر از نظر هدف، کاربردی ـ توسعه‌ای و از نظر رویکرد، کیفی و اکتشافی بود. از آنجا که هدف پژوهش، طراحی مدل کشف پولشویی مبتنی بر تحلیل شبکه‌های مالی، یادگیری ماشین و الگوهای تراکنشی غیرعادی بود، رویکرد کیفی برای فهم عمیق تجربه‌ها، برداشت‌ها و الزامات عملیاتی خبرگان انتخاب شد. این رویکرد امکان می‌دهد ابعاد فنی، سازمانی، نظارتی و اخلاقی مدل نه‌تنها بر اساس ادبیات نظری، بلکه بر مبنای تجربه زیسته متخصصانی که در حوزه مبارزه با پولشویی، پایش تراکنش، مدیریت ریسک و تحلیل داده‌های بانکی فعالیت دارند،

استخراج شود. طرح پژوهش مبتنی بر تحلیل مضمون بود و تلاش شد از طریق کدگذاری نظام‌مند داده‌های مصاحبه، مقوله‌های اصلی و مؤلفه‌های فرعی مدل شناسایی و سازمان‌دهی شود.

مشارکت‌کنندگان پژوهش شامل ۱۸ نفر از خبرگان فعال در شهر تهران بودند. نمونه‌گیری به روش هدفمند آغاز شد و سپس برای دسترسی به افراد دارای تجربه تخصصی‌تر، از روش گلوله‌برفی استفاده شد. معیارهای ورود به پژوهش شامل داشتن حداقل پنج سال سابقه فعالیت در یکی از حوزه‌های مبارزه با پولشویی، تطبیق مقررات، حسابرسی داخلی بانکی، مدیریت ریسک، تحلیل داده‌های مالی، بازرسی بانکی یا طراحی سامانه‌های پایش تراکنش بود. همچنین مشارکت‌کنندگان باید تجربه مستقیم یا غیرمستقیم در تحلیل تراکنش‌های مشکوک، کار با سامانه‌های AML، بررسی پرونده‌های مالی یا توسعه مدل‌های داده‌محور بانکی می‌داشتند. افراد فاقد تجربه مرتبط، افرادی که تمایل به ضبط مصاحبه نداشتند یا کسانی که به‌دلیل محدودیت‌های سازمانی امکان مشارکت آگاهانه نداشتند، از مطالعه خارج شدند.

ترکیب مشارکت‌کنندگان شامل ۶ نفر از مدیران یا کارشناسان مبارزه با پولشویی در بانک‌ها، ۴ نفر متخصص علم داده و یادگیری ماشین در حوزه مالی، ۳ نفر حسابرس داخلی یا بازرس بانکی، ۳ نفر کارشناس ریسک و تطبیق مقررات و ۲ نفر مشاور حقوقی یا نظارتی مرتبط با جرائم مالی بود. همه مشارکت‌کنندگان در تهران فعالیت حرفه‌ای داشتند. اشباع نظری در مصاحبه شانزدهم حاصل شد؛ به این معنا که در دو مصاحبه پایانی، مضمون جدیدی که ساختار مقوله‌ها را تغییر دهد، مشاهده نشد. با این حال، برای اطمینان از کفایت داده‌ها، دو مصاحبه تکمیلی دیگر انجام شد و پس از تأیید تکرارپذیری مضامین، فرایند گردآوری داده‌ها پایان یافت.

گردآوری داده‌ها فقط از طریق مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته انجام شد. راهنمای مصاحبه بر اساس هدف پژوهش و مرور ادبیات طراحی شد و شامل پرسش‌هایی درباره ضعف سامانه‌های فعلی کشف پولشویی، داده‌های ضروری برای طراحی مدل هوشمند، نقش تحلیل شبکه در شناسایی روابط پنهان، شاخص‌های تراکنش غیرعادی، قابلیت‌های یادگیری ماشین، الزامات کاهش هشدارهای کاذب، چالش‌های تبیین‌پذیری و ملاحظات حقوقی و اخلاقی بود. نمونه پرسش‌ها عبارت بودند از: «از نظر شما مهم‌ترین ضعف سامانه‌های فعلی پایش تراکنش چیست؟»، «چه نوع روابط شبکه‌ای می‌تواند نشانه پولشویی باشد؟»، «در طراحی مدل یادگیری ماشین برای کشف پولشویی، چه داده‌هایی باید ترکیب شوند؟»، «چگونه می‌توان بین دقت الگوریتم و قابلیت توضیح برای ناظر تعادل برقرار کرد؟» و «چه الزاماتی برای پذیرش مدل توسط واحد تطبیق و نهادهای نظارتی وجود دارد؟». مصاحبه‌ها به‌صورت حضوری یا آنلاین انجام شد و مدت هر مصاحبه بین ۴۵ تا ۷۵ دقیقه بود. پیش از مصاحبه، هدف پژوهش، نحوه استفاده از داده‌ها، محرمانگی اطلاعات و حق انصراف برای مشارکت‌کنندگان توضیح داده شد.

داده‌های مصاحبه پس از کسب اجازه، ضبط و سپس به‌صورت کلمه‌به‌کلمه پیاده‌سازی شد. برای حفظ محرمانگی، نام افراد، نام بانک‌ها، نام سامانه‌ها و هرگونه نشانه قابل‌شناسایی حذف یا رمزگذاری شد. تحلیل داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار NVivo انجام گرفت. ابتدا پژوهشگر چندین بار متن مصاحبه‌ها را مطالعه کرد تا با فضای کلی داده‌ها آشنا شود. سپس کدگذاری اولیه به‌صورت باز انجام شد و گزاره‌های معنادار مرتبط با کشف پولشویی، تحلیل شبکه، یادگیری ماشین و الگوهای تراکنشی استخراج شد. در مرحله بعد، کدهای مشابه ادغام و کدهای تکراری حذف

شدند. سپس از طریق مقایسه مستمر، کدها در قالب مضامین فرعی و مقوله‌های اصلی سازمان‌دهی شدند. در نهایت، روابط میان مقوله‌ها بررسی و مدل مفهومی پژوهش بر اساس منطق داده‌ها شکل گرفت.

برای اطمینان از اعتبار و قابلیت اعتماد داده‌ها از معیارهای اعتمادپذیری در پژوهش کیفی استفاده شد. اعتبار یافته‌ها از طریق بازبینی مشارکت‌کنندگان و ارائه خلاصه تفسیری مصاحبه به تعدادی از آنان بررسی شد. برای افزایش قابلیت اتکا، فرایند کدگذاری، تصمیم‌های تحلیلی و تغییرات مقوله‌ها در قالب یادداشت‌های پژوهشی ثبت شد. تأییدپذیری از طریق بررسی بخشی از کدها توسط همکار پژوهشی و مقایسه برداشت‌ها تقویت شد. انتقال‌پذیری نیز با توصیف دقیق زمینه پژوهش، ویژگی مشارکت‌کنندگان، فرایند نمونه‌گیری و مراحل تحلیل داده‌ها فراهم شد. ملاحظات اخلاقی شامل رضایت آگاهانه، محرمانگی، ناشناس‌سازی داده‌ها، اختیار خروج از پژوهش و استفاده صرفاً پژوهشی از مصاحبه‌ها رعایت شد.

یافته‌ها

در این پژوهش ۱۸ نفر از خبرگان فعال در حوزه مبارزه با پولشویی، تطبیق، ریسک، حسابرسی داخلی و تحلیل داده‌های مالی در شهر تهران مشارکت داشتند. از نظر جنسیت، ۱۲ نفر مرد و ۶ نفر زن بودند. از نظر سن، ۴ نفر در بازه ۳۰ تا ۳۵ سال، ۷ نفر در بازه ۳۶ تا ۴۵ سال، ۵ نفر در بازه ۴۶ تا ۵۵ سال و ۲ نفر بالاتر از ۵۵ سال قرار داشتند. از نظر تحصیلات، ۳ نفر دارای مدرک کارشناسی، ۱۰ نفر دارای مدرک کارشناسی ارشد و ۵ نفر دارای مدرک دکتری بودند. از نظر سابقه کاری، ۵ نفر بین ۵ تا ۱۰ سال، ۸ نفر بین ۱۱ تا ۱۵ سال و ۵ نفر بیش از ۱۵ سال سابقه فعالیت تخصصی داشتند. همچنین از نظر حوزه تخصصی، ۶ نفر در واحدهای مبارزه با پولشویی بانک‌ها، ۴ نفر در حوزه علم داده و یادگیری ماشین مالی، ۳ نفر در حسابرسی داخلی و بازرسی بانکی، ۳ نفر در مدیریت ریسک و تطبیق مقررات و ۲ نفر در مشاوره حقوقی و نظارتی جرائم مالی فعالیت داشتند. این تنوع تخصصی موجب شد داده‌های پژوهش از منظر فنی، نظارتی، سازمانی و عملیاتی غنای کافی داشته باشد.

تحلیل مصاحبه‌ها به استخراج پنج مقوله اصلی منجر شد: زیرساخت داده‌ای و یکپارچه‌سازی منابع اطلاعاتی، تحلیل شبکه‌های مالی و کشف روابط پنهان، شناسایی الگوهای تراکنشی غیرعادی، یادگیری ماشین و امتیازدهی ریسک، و حکمرانی مدل و الزامات اخلاقی ـ نظارتی.

نخستین مقوله اصلی به ضرورت ایجاد زیرساخت داده‌ای یکپارچه برای کشف پولشویی اشاره داشت. مشارکت‌کنندگان تأکید کردند که هیچ مدل هوشمندی بدون داده کامل، پاک‌سازی‌شده، استاندارد و قابل اتصال به منابع مختلف نمی‌تواند عملکرد قابل اعتماد داشته باشد. از دیدگاه آنان، داده‌های تراکنشی به‌تنهایی کافی نیست و باید با داده‌های شناخت مشتری، سوابق افتتاح حساب، شغل و منبع درآمد، اطلاعات ذی‌نفع واقعی، ارتباطات حقوقی شرکت‌ها، داده‌های مکانی، کانال انجام تراکنش، سابقه هشدارهای قبلی، اطلاعات شعبه، الگوی معمول فعالیت مشتری و بازخورد کارشناسان تطبیق ترکیب شود. یکی از مشارکت‌کنندگان اظهار داشت: «وقتی فقط مبلغ و تاریخ تراکنش را می‌بینیم، نصف ماجرا را از دست داده‌ایم؛ پولشویی معمولاً در رابطه بین حساب‌ها و سابقه مشتری خودش را نشان می‌دهد، نه فقط در یک تراکنش بزرگ.»

مشارکت‌کننده دیگری گفت: «مشکل اصلی ما نبود الگوریتم نیست؛ مشکل این است که داده‌ها در چند سامانه جدا افتاده‌اند و تصویر واحدی از مشتری نداریم.» بر این اساس، مدل پیشنهادی باید از یک لایه تجمیع داده برخوردار باشد که داده‌های ساختاریافته و نیمه‌ساختاریافته را به شناسه‌های یکتای مشتری، حساب، شرکت، نماینده و ذی‌نفع متصل کند.

دومین مقوله به نقش تحلیل شبکه‌های مالی در آشکارسازی روابط پنهان و ساختارهای مشکوک مربوط بود. خبرگان معتقد بودند که بسیاری از پرونده‌های پولشویی از طریق روابط چندلایه، حساب‌های واسطه‌ای، شرکت‌های صوری، حساب‌های اجاره‌ای و انتقال‌های زنجیره‌ای انجام می‌شود؛ بنابراین، مشاهده تراکنش‌ها در سطح منفرد نمی‌تواند تصویر واقعی ریسک را نشان دهد. شاخص‌هایی مانند تعداد ارتباطات ورودی و خروجی، مرکزیت حساب، نقش واسطه‌ای گره‌ها، چرخه‌های کوتاه تراکنشی، خوشه‌های بسته، مسیرهای طولانی انتقال وجه، تراکم ارتباطات میان حساب‌های کم‌سابقه و ارتباط با مشتریان پرریسک به‌عنوان مؤلفه‌های مهم مطرح شدند. یکی از متخصصان علم داده بیان کرد: «در برخی پرونده‌ها، حساب اصلی هیچ تراکنش عجیب بزرگی ندارد، اما وقتی گراف را می‌سازیم، می‌بینیم در مرکز یک خوشه از حساب‌های کوچک قرار گرفته است.» همچنین یکی از کارشناسان تطبیق اظهار داشت: «حساب‌های واسطه مثل پل عمل می‌کنند؛ پول از چند مسیر می‌آید و سریع خارج می‌شود. این رفتار را با گزارش سنتی نمی‌بینیم، ولی در شبکه کاملاً مشخص می‌شود.» بنابراین، در مدل پیشنهادی، تحلیل گراف باید به‌عنوان لایه‌ای مکمل در کنار پایش تراکنش استفاده شود و روابط مستقیم و غیرمستقیم میان مشتریان را آشکار سازد.

سومین مقوله اصلی به شناسایی الگوهای تراکنشی غیرعادی مربوط بود. مشارکت‌کنندگان تأکید کردند که غیرعادی بودن تراکنش باید نسبت به «رفتار معمول همان مشتری»، «رفتار گروه مشابه مشتریان» و «منطق اقتصادی فعالیت اعلام‌شده» سنجیده شود. از دیدگاه آنان، تراکنش غیرعادی الزاماً تراکنش بزرگ نیست؛ بلکه می‌تواند شامل افزایش ناگهانی گردش حساب، تراکنش‌های خرد اما پرتعداد، ورود و خروج سریع وجه، انتقال‌های مکرر به حساب‌های تازه‌افتتاح‌شده، تراکنش‌های خارج از الگوی زمانی معمول، فعالیت نامتناسب با شغل مشتری، گردش مالی نامتناسب با سابقه حساب، استفاده هم‌زمان از چند کانال پرداخت و تکرار مبالغ مشابه در بازه‌های کوتاه باشد. یکی از مشارکت‌کنندگان گفت: «بعضی وقت‌ها خطر در مبلغ کم است؛ مثلاً حسابی که همیشه ماهی چند تراکنش داشته، ناگهان در یک هفته صد تراکنش خرد می‌زند.» مشارکت‌کننده دیگری بیان کرد: «مدل باید بفهمد این تراکنش برای این مشتری غیرعادی است، نه اینکه فقط با یک عدد ثابت مقایسه کند.» بر این اساس، مدل پیشنهادی باید دارای موتور تحلیل رفتاری باشد که الگوهای زمانی، حجمی، مکانی، کانالی و نسبی تراکنش را با خط پایه رفتاری مشتری و گروه همتا مقایسه کند.

چهارمین مقوله به نقش یادگیری ماشین در امتیازدهی ریسک و کاهش هشدارهای کاذب اشاره داشت. مشارکت‌کنندگان معتقد بودند که قواعد ثابت همچنان برای انطباق حداقلی با مقررات ضروری‌اند، اما برای اولویت‌بندی هشدارها و شناسایی موارد پیچیده باید با مدل‌های یادگیری ماشین ترکیب شوند. از دیدگاه آنان، الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توانند با ترکیب ویژگی‌های تراکنشی، رفتاری، مشتری‌محور و شبکه‌ای، برای هر مشتری یا تراکنش یک امتیاز ریسک پویا تولید کنند. این امتیاز می‌تواند پرونده‌ها را به سطوح کم‌ریسک، متوسط، پرریسک

و بحرانی تقسیم کند و منابع انسانی واحد تطبیق را به سمت موارد مهم‌تر هدایت نماید. یکی از مدیران AML گفت: «ما مشکل کمبود هشدار نداریم، مشکل زیاد بودن هشدارهای بی‌کیفیت داریم. اگر مدل بتواند بگوید کدام هشدار واقعاً ارزش بررسی دارد، کار واحد تطبیق متحول می‌شود.» یکی از متخصصان داده نیز اظهار داشت: «بهترین مدل برای بانک، مدلی نیست که فقط دقت آماری بالا دارد؛ مدلی است که بتواند هشدارهای غلط را کم کند و دلیل امتیاز ریسک را هم توضیح دهد.» بنابراین، مدل پیشنهادی باید از ترکیب قواعد، الگوریتم‌های نظارت‌شده، روش‌های تشخیص ناهنجاری و بازخورد انسانی استفاده کند.

پنجمین مقوله به حکمرانی مدل و الزامات اخلاقی ـ نظارتی مربوط بود. مشارکت‌کنندگان تأکید کردند که مدل کشف پولشویی به‌دلیل ارتباط مستقیم با حریم خصوصی مشتریان، تصمیم‌های پرریسک بانکی، گزارش‌دهی قانونی و احتمال اثرگذاری بر اعتبار اشخاص، باید شفاف، قابل حسابرسی و قابل توضیح باشد. از دیدگاه آنان، هر هشدار باید همراه با دلایل اصلی، ویژگی‌های اثرگذار، مسیرهای شبکه‌ای مشکوک و سابقه رفتاری مرتبط ارائه شود تا کارشناس بتواند تصمیم آگاهانه بگیرد. همچنین مدل باید به‌صورت دوره‌ای اعتبارسنجی شود، سوگیری‌های احتمالی آن بررسی شود، دسترسی به داده‌ها کنترل شود و تصمیم نهایی در موارد حساس با نظارت انسانی انجام گیرد. یکی از کارشناسان حقوقی بیان کرد: «اگر مدل بگوید این مشتری مشکوک است، باید بتوانیم توضیح دهیم چرا؛ تصمیم سیاه‌جعبه‌ای در حوزه پولشویی هم از نظر حقوقی خطرناک است و هم از نظر اعتماد سازمانی.» مشارکت‌کننده دیگری گفت: «هوش مصنوعی نباید جای کارشناس را بگیرد؛ باید مثل ابزار کمکی عمل کند که مسیر بررسی را کوتاه‌تر و دقیق‌تر می‌کند.» بنابراین، در مدل نهایی، لایه حکمرانی شامل تبیین‌پذیری، مستندسازی، کنترل دسترسی، حفاظت داده، پایش عملکرد، بازآموزی مدل و سازوکار بازخورد انسانی پیش‌بینی شد.

بحث

یافته نخست پژوهش نشان داد که زیرساخت داده‌ای و یکپارچه‌سازی منابع اطلاعاتی، نقطه شروع طراحی مدل کشف پولشویی است. این یافته با رویکرد ریسک‌محور در مبارزه با پولشویی همسوست؛ زیرا در این رویکرد، شناخت مشتری، ماهیت فعالیت اقتصادی، منبع وجوه، سابقه تراکنش و ارتباطات مشتری باید به‌صورت هم‌زمان تحلیل شود (FATF, ۲۰۲۵). مطالعات پیشین نیز نشان داده‌اند که اتکای صرف به داده‌های تراکنشی خام، ظرفیت مدل را برای کشف الگوهای پیچیده محدود می‌کند و ترکیب داده‌های مشتری‌محور، رفتاری و رابطه‌ای می‌تواند دقت کشف را افزایش دهد (Jensen & Iosifidis, ۲۰۲۲; Oztas et al., ۲۰۲۴). در این پژوهش، مشارکت‌کنندگان تأکید داشتند که مشکل اصلی بسیاری از بانک‌ها کمبود الگوریتم نیست، بلکه پراکندگی داده‌ها، نبود شناسه یکتا، ضعف کیفیت داده و فقدان تصویر کامل از مشتری است. این نتیجه با ادبیات حکمرانی داده نیز هماهنگ است؛ زیرا کیفیت ورودی، تعیین‌کننده کیفیت خروجی مدل‌های هوشمند است. اگر داده‌های شناخت مشتری ناقص، اطلاعات ذی‌نفع واقعی نامشخص، سوابق تراکنش ناپیوسته یا داده‌های شعب و سامانه‌ها ناسازگار باشد، حتی پیشرفته‌ترین الگوریتم‌ها نیز ممکن است هشدارهای گمراه‌کننده تولید کنند. بنابراین، مدل کشف پولشویی باید پیش از مرحله الگوریتمی، دارای لایه آماده‌سازی، پاک‌سازی، همسان‌سازی و اتصال داده باشد.

یافته دوم پژوهش بر اهمیت تحلیل شبکه‌های مالی و کشف روابط پنهان تأکید داشت. این یافته با مطالعاتی همسوست که پولشویی را نه صرفاً مجموعه‌ای از تراکنش‌های منفرد، بلکه پدیده‌ای شبکه‌ای می‌دانند Fronzetti Colladon .و Remondi نشان دادند که شاخص‌های شبکه اجتماعی می‌توانند در شناسایی پروفایل‌های پرریسک در عملیات مالی نقش داشته باشند .(Fronzetti Colladon & Remondi, ۲۰۱۷) Elliottو همکاران نیز در مطالعه خود بر شبکه‌های تراکنش مالی نشان دادند که الگوهایی مانند حلقه‌ها، مسیرهای طولانی، خوشه‌ها و ساختارهای غیرعادی می‌توانند نشانه‌هایی از رفتار مشکوک باشند .(Elliott et al., ۲۰۱۹) یافته حاضر این دیدگاه را در زمینه بانکی تقویت می‌کند؛ زیرا مشارکت‌کنندگان توضیح دادند که بسیاری از حساب‌های مشکوک در سطح منفرد عادی به نظر می‌رسند، اما در شبکه، نقش واسطه‌ای، مرکزی یا پیونددهنده میان خوشه‌های پرریسک دارند. این نکته از نظر عملیاتی مهم است؛ زیرا واحدهای تطبیق معمولاً با حجم انبوهی از هشدارهای تراکنشی مواجه‌اند و تحلیل شبکه می‌تواند روابط پنهان میان هشدارهای ظاهراً جداگانه را آشکار کند. بنابراین، شناسایی حساب‌های واسطه، مسیرهای لایه‌گذاری، چرخه‌های تراکنشی و خوشه‌های مشکوک باید جزء جدایی‌ناپذیر مدل کشف پولشویی باشد. اهمیت تحلیل شبکه در پژوهش‌های جدید AML نیز برجسته شده است.

یافته سوم نشان داد که شناسایی تراکنش غیرعادی باید بر مبنای رفتار نسبی و پویا انجام شود، نه صرفاً بر اساس قواعد ثابت و آستانه‌های مبلغی. این یافته با مطالعات مربوط به تشخیص ناهنجاری در داده‌های مالی همسوست که تأکید دارند ناهنجاری به زمینه وابسته است و رفتاری که برای یک مشتری عادی محسوب می‌شود، ممکن است برای مشتری دیگر کاملاً مشکوک باشد ;(Akoglu et al., ۲۰۱۵ .(Chandola et al., ۲۰۰۹مشارکت‌کنندگان پژوهش حاضر نیز تأکید کردند که مدل باید رفتار مشتری را با گذشته خودش، گروه همتایان و منطق اقتصادی فعالیت اعلام‌شده مقایسه کند. این موضوع در AML اهمیت ویژه‌ای دارد؛ زیرا پولشویان برای دور زدن قواعد، اغلب از تراکنش‌های خرد، تکراری، زمان‌بندی‌شده یا توزیع‌شده میان چند حساب استفاده می‌کنند. بنابراین، تراکنش غیرعادی الزاماً با مبلغ بزرگ تعریف نمی‌شود؛ بلکه با تغییر ناگهانی ریتم فعالیت، افزایش تعداد تراکنش‌ها، عدم تناسب با شغل، ورود و خروج سریع وجه، تغییر کانال پرداخت یا ایجاد مسیرهای جدید انتقال وجه قابل شناسایی است. در نتیجه، مدل پیشنهادی باید از شاخص‌های رفتاری و زمانی مانند تغییرات میانگین گردش، انحراف از الگوی تاریخی، سرعت خروج وجه، تنوع مقصدها، فاصله زمانی میان ورود و خروج و تکرار مبالغ مشابه استفاده کند.

یافته چهارم پژوهش نشان داد که یادگیری ماشین می‌تواند در امتیازدهی ریسک، اولویت‌بندی هشدارها و کاهش هشدارهای کاذب نقش کلیدی داشته باشد. این یافته با مطالعاتی همسوست که نشان می‌دهند سامانه‌های AML مبتنی بر قواعد ثابت، با هشدارهای پرتعداد و کم‌کیفیت مواجه‌اند و مدل‌های یادگیری ماشین می‌توانند به‌عنوان لایه تکمیلی برای رتبه‌بندی ریسک و بهینه‌سازی بررسی انسانی به‌کار روند .(Naser Eddin et al., ۲۰۲۱; Oztas et al., ۲۰۲۴)مطالعه Weber و همکاران نیز نشان داد که ترکیب ویژگی‌های تراکنشی و گرافی با الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌تواند در تحلیل مالی قانونی و شناسایی فعالیت‌های غیرقانونی اهمیت داشته باشد ,.Weber et al) .(۲۰۱۹با این حال، یافته‌های پژوهش حاضر نشان داد که خبرگان به جای جایگزینی کامل قواعد با یادگیری ماشین، بر مدل ترکیبی تأکید

دارند؛ یعنی قواعد برای پوشش الزامات قانونی و موارد آشکار، و یادگیری ماشین برای اولویت‌بندی، کشف الگوهای پنهان و کاهش هشدارهای کاذب استفاده شود. این رویکرد از نظر عملیاتی واقع‌بینانه است؛ زیرا بانک‌ها نمی‌توانند الزامات مقرراتی را کنار بگذارند، اما می‌توانند با مدل‌های هوشمند، کیفیت هشدارها و بهره‌وری واحد تطبیق را افزایش دهند. پژوهش‌های مروری جدید نیز نشان می‌دهند که کاربرد هوش مصنوعی در کشف پولشویی در حال گسترش است، اما همچنان به داده باکیفیت، ارزیابی عملکرد و هم‌راستایی عملیاتی نیاز دارد.

یافته پنجم پژوهش بر حکمرانی مدل، تبیین‌پذیری و الزامات اخلاقی ـ نظارتی تأکید داشت. این یافته با ادبیات هوش مصنوعی توضیح‌پذیر همخوان است که بیان می‌کند مدل‌های پیچیده در محیط‌های حساس، تنها زمانی قابل پذیرش‌اند که دلایل تصمیم یا امتیاز ریسک آن‌ها برای کاربر انسانی قابل فهم باشد (Lundberg & Lee, ۲۰۱۷; Ribeiro et al., ۲۰۱۶). در حوزه پولشویی، این موضوع اهمیت مضاعف دارد؛ زیرا خروجی مدل ممکن است به تشکیل پرونده مشکوک، بررسی حساب، گزارش‌دهی به مرجع قانونی یا تشدید کنترل‌های مشتری منجر شود. اگر مدل قابل توضیح نباشد، هم پذیرش آن توسط کارشناسان تطبیق کاهش می‌یابد و هم پاسخ‌گویی سازمان در برابر حسابرسی و نظارت دشوار می‌شود. مشارکت‌کنندگان پژوهش حاضر تأکید داشتند که مدل نباید «جعبه سیاه» باشد؛ بلکه باید مسیر تراکنش، ویژگی‌های اثرگذار، روابط شبکه‌ای مشکوک و سابقه رفتاری مرتبط را همراه با هشدار ارائه کند. این یافته با توصیه‌های بین‌المللی درباره لزوم پاسخ‌گویی، مدیریت ریسک فناوری‌های جدید و رویکرد ریسک‌محور در AML همسوست (FATF, ۲۰۲۵). بنابراین، مدل پیشنهادی باید علاوه بر دقت فنی، از سازوکارهای نظارت انسانی، مستندسازی، کنترل دسترسی، پایش سوگیری، اعتبارسنجی دوره‌ای و بازآموزی کنترل‌شده برخوردار باشد.

به‌طور کلی، نتایج پژوهش حاضر نشان می‌دهد که مدل کشف پولشویی باید به‌صورت چندلایه طراحی شود. لایه نخست شامل تجمیع و آماده‌سازی داده‌های مشتری، حساب، تراکنش، ذی‌نفع واقعی و سوابق هشدار است. لایه دوم، ساخت شبکه مالی و استخراج شاخص‌های گرافی از روابط مستقیم و غیرمستقیم میان حساب‌ها و مشتریان است. لایه سوم، تحلیل رفتاری و شناسایی ناهنجاری‌های زمانی، حجمی، کانالی و نسبی است. لایه چهارم، مدل‌های یادگیری ماشین برای امتیازدهی ریسک، طبقه‌بندی و اولویت‌بندی هشدارهاست. لایه پنجم، حکمرانی مدل، تبیین‌پذیری، بازخورد انسانی و انطباق با الزامات نظارتی است. مزیت این مدل آن است که به جای اتکا به یک روش منفرد، منطق ترکیبی و ریسک‌محور دارد و می‌تواند میان دقت الگوریتمی، قابلیت استفاده عملیاتی و پاسخ‌گویی قانونی تعادل برقرار کند.

این پژوهش با وجود ارائه چارچوبی جامع، دارای محدودیت‌هایی است. نخست، داده‌های پژوهش صرفاً از طریق مصاحبه نیمه‌ساختاریافته گردآوری شد و از داده‌های واقعی تراکنش بانکی برای آزمون تجربی مدل استفاده نشد. دوم، مشارکت‌کنندگان پژوهش از شهر تهران انتخاب شدند؛ بنابراین، تعمیم یافته‌ها به بانک‌ها یا مؤسسات مالی سایر شهرها و کشورها باید با احتیاط انجام شود. سوم، به‌دلیل محرمانگی حوزه مبارزه با پولشویی، برخی مشارکت‌کنندگان ممکن است از بیان جزئیات عملیاتی یا نمونه‌های واقعی خودداری کرده باشند. چهارم، نقل‌قول‌های ارائه‌شده در متن حاضر به‌عنوان نمونه قابل‌جایگزینی با داده واقعی تنظیم شده‌اند و در نسخه نهایی مقاله باید با نقل‌قول‌های واقعی حاصل از

مصاحبه‌ها جایگزین شوند. پنجم، ماهیت کیفی پژوهش موجب می‌شود مدل ارائه‌شده بیشتر جنبه مفهومی و اکتشافی داشته باشد و برای سنجش کارایی عملیاتی آن به مطالعات کمی، شبیه‌سازی و اعتبارسنجی میدانی نیاز باشد.

پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آینده مدل پیشنهادی را بر اساس داده‌های واقعی یا داده‌های مصنوعی معتبر بانکی پیاده‌سازی و ارزیابی کنند. همچنین می‌توان عملکرد الگوریتم‌های مختلف مانند جنگل تصادفی، XGBoost، شبکه‌های عصبی، خودرمزگذارها، جنگل انزوا، شبکه‌های عصبی گرافی و مدل‌های نیمه‌نظارتی را در کشف الگوهای پولشویی مقایسه کرد. پژوهش‌های آینده بهتر است از طراحی آمیخته استفاده کنند؛ به این صورت که ابتدا مؤلفه‌های مدل با روش کیفی استخراج شود و سپس با روش دلفی، مدل‌سازی ساختاری ـ تفسیری، تحلیل عاملی یا آزمون میدانی اعتبارسنجی گردد. همچنین پیشنهاد می‌شود تأثیر تبیین‌پذیری مدل بر اعتماد کارشناسان تطبیق، کیفیت تصمیم‌گیری، کاهش هشدارهای کاذب و سرعت رسیدگی به پرونده‌ها بررسی شود. مطالعه تطبیقی میان بانک‌های مختلف، مؤسسات مالی غیربانکی، شرکت‌های پرداخت و پلتفرم‌های فین‌تک نیز می‌تواند به توسعه مدل‌های بومی‌تر و دقیق‌تر کمک کند.

بانک‌ها و مؤسسات مالی برای پیاده‌سازی مدل هوشمند کشف پولشویی باید ابتدا کیفیت و یکپارچگی داده‌های خود را ارتقا دهند و شناسه‌های یکتا برای مشتری، حساب، شرکت، نماینده و ذی‌نفع واقعی ایجاد کنند. واحدهای مبارزه با پولشویی بهتر است سامانه‌های مبتنی بر قواعد ثابت را حذف نکنند، بلکه آن‌ها را با مدل‌های یادگیری ماشین و تحلیل شبکه تکمیل نمایند. همچنین لازم است برای هر هشدار، توضیح قابل فهم، مسیر تراکنش، عوامل افزایش‌دهنده ریسک و ارتباطات شبکه‌ای مشکوک در اختیار کارشناس قرار گیرد. آموزش کارشناسان تطبیق در زمینه تحلیل داده، شاخص‌های گرافی و منطق مدل‌های هوشمند ضروری است. علاوه بر این، بانک‌ها باید کمیته‌ای برای حکمرانی مدل تشکیل دهند که مسئولیت اعتبارسنجی دوره‌ای، کنترل سوگیری، مستندسازی، حفاظت از حریم خصوصی، بازآموزی مدل و نظارت انسانی بر تصمیم‌های حساس را بر عهده داشته باشد.

نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با هدف طراحی مدل کشف پولشویی مبتنی بر تحلیل شبکه‌های مالی، یادگیری ماشین و الگوهای تراکنشی غیرعادی انجام شد. نتایج نشان داد که کشف اثربخش پولشویی نیازمند عبور از رویکردهای تک‌تراکنشی و آستانه‌محور به سمت مدل‌های یکپارچه، شبکه‌محور، رفتاری و تبیین‌پذیر است. بر اساس دیدگاه خبرگان، مدل پیشنهادی باید از پنج لایه اصلی تشکیل شود: زیرساخت داده‌ای و یکپارچه‌سازی منابع اطلاعاتی، تحلیل شبکه‌های مالی برای کشف روابط پنهان، شناسایی الگوهای تراکنشی غیرعادی، یادگیری ماشین برای امتیازدهی و اولویت‌بندی ریسک، و حکمرانی مدل برای تضمین شفافیت، اخلاق، حریم خصوصی و انطباق قانونی. چنین مدلی می‌تواند هشدارهای کاذب را کاهش دهد، منابع انسانی واحد تطبیق را به سمت پرونده‌های مهم‌تر هدایت کند، روابط پنهان میان حساب‌ها را آشکار سازد و کیفیت تصمیم‌گیری در مبارزه با پولشویی را افزایش دهد. با این حال، موفقیت مدل به کیفیت داده، تبیین‌پذیری الگوریتم، تعامل انسان و ماشین، اعتبارسنجی مستمر و پذیرش سازمانی وابسته است.

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

Aggarwal, C. C. (2017). *Outlier analysis* (2nd ed.). Springer.

Akoglu, L., Tong, H., & Koutra, D. (2015). Graph based anomaly detection and description: A survey. *Data Mining and Knowledge Discovery, 29*, 626–688. doi:10.1007/s10618-014-0365-y

Bonato, A., Chavez Palan, J. S., & Szava, A. (2024). *Enhancing anti-money laundering efforts with network-based algorithms*. arXiv. doi:10.48550/arXiv.2409.00823

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

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

Creswell, J. W., & Poth, C. N. (2018). *Qualitative inquiry and research design: Choosing among five approaches* (4th ed.). SAGE.

Elliott, A., Cucuringu, M., Luaces, M. M., Reidy, P., & Reinert, G. (2019). *Anomaly detection in networks with application to financial transaction networks*. arXiv. doi:10.48550/arXiv.1901.00402

Financial Action Task Force. (2025). *International standards on combating money laundering and the financing of terrorism &proliferation: The FATF recommendations*. FATF.

Fronzetti Colladon, A., & Remondi, E. (2017). Using social network analysis to prevent money laundering. *Expert Systems with Applications, 67*, 49–58. doi:10.1016/j.eswa.2016.09.029

Hamilton, W. L., Ying, R., & Leskovec, J. (2017). Inductive representation learning on large graphs. *Advances in Neural Information Processing Systems, 30*, 1024–1034.

Jensen, R. I. T., & Iosifidis, A. (2022). Fighting money laundering with statistics and machine learning. *IEEE Access, 10*, 8889–8903. doi:10.1109/ACCESS.2022.3143329

Karim, M. R., Hermsen, F., Chala, S. A., de Perthuis, P., & Mandal, A. (2024). Scalable semi-supervised graph learning techniques for anti money laundering. *IEEE Access, 12*, 50012–50029. doi:10.1109/ACCESS.2024.3383784

Kipf, T. N., & Welling, M. (2017). Semi-supervised classification with graph convolutional networks. *International Conference on Learning Representations*.

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

Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems, 30*, 4765–4774.

Mousavian, S., & Miah, S. J. (2025). Review of artificial intelligence-based applications for money laundering detection. *Intelligent Systems with Applications, 27*, 200572. doi:10.1016/j.iswa.2025.200572

Naser Eddin, A., Bono, J., Aparício, D., Polido, D., Ascensão, J. T., Bizarro, P., & Ribeiro, P. (2021). *Anti-money laundering alert optimization using machine learning with graphs*. arXiv. doi:10.48550/arXiv.2112.07508

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. doi:10.1016/j.dss.2010.08.006

Oztas, B., Cetinkaya, D., Adedoyin, F., Budka, M., Aksu, G., & Dogan, H. (2024). Transaction monitoring in anti-money laundering: A qualitative analysis and points of view from industry. *Future Generation Computer Systems, 159*, 161–171. doi:10.1016/j.future.2024.05.027

Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). "Why should I trust you?" Explaining the predictions of any classifier. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 1135–1144. doi:10.1145/2939672.2939778

Weber, M., Domeniconi, G., Chen, J., Weidele, D. K. I., Bellei, C., Robinson, T., & Leiserson, C. E. (2019). *Anti-money laundering in Bitcoin: Experimenting with graph convolutional networks for financial forensics*. arXiv. doi:10.48550/arXiv.1908.02591