



Analisis Penggunaan AI dalam Deteksi Kecurangan Laporan Keuangan

Asri Juana Seran¹, Desi Ismah Anggraini²

^{1,2}Program Studi Akuntansi, Fakultas Ekonomi dan Bisnis, Universitas Wijaya Putra, Indonesia

E-mail: asrijuanaseran@gmail.com¹, 22013051@student.uwp.ac.id²

Article Info

Article history:

Received July 03, 2025

Revised July 07, 2025

Accepted July 17, 2025

Keywords:

Artificial Intelligence, Fraud Detection, Financial Statements, XGBoost, Explainable AI, SMOTE, Audit, Federated Learning.

ABSTRACT

This study aims to analyze the role of artificial intelligence (AI) in detecting financial statement fraud, focusing on the use of ensemble algorithms such as XGBoost, data balancing techniques (SMOTE), and explainable AI (SHAP). A qualitative approach through a systematic literature review was conducted on recent studies addressing the performance, interpretability, and applicability of AI in the context of financial auditing. The results of the analysis show that the combination of these methods can improve the accuracy, speed of detection, and transparency of system decisions. In addition, the integration of AI with traditional audit approaches has the potential to increase the effectiveness of financial supervision and prevent early report manipulation. This research also emphasizes the importance of regulation, auditor training, and data infrastructure as conditions for the successful ethical and sustainable implementation of AI in modern financial audit systems.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



Article Info

Article history:

Received July 03, 2025

Revised July 07, 2025

Accepted July 17, 2025

Kata kunci:

Kecerdasan Buatan, Deteksi Kecurangan, Laporan Keuangan, XGBoost, Explainable AI, SMOTE, Audit, Federated Learning

ABSTRACT

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis peran kecerdasan buatan (AI) dalam mendeteksi kecurangan laporan keuangan, dengan fokus pada penggunaan algoritma ensemble seperti XGBoost, teknik penyeimbangan data (SMOTE), dan explainable AI (SHAP). Pendekatan kualitatif melalui tinjauan literatur sistematis dilakukan terhadap berbagai studi terkini yang membahas performa, interpretabilitas, dan penerapan AI dalam konteks audit keuangan. Hasil analisis menunjukkan bahwa kombinasi metode tersebut mampu meningkatkan akurasi, kecepatan deteksi, serta transparansi keputusan sistem. Selain itu, integrasi AI dengan pendekatan audit tradisional berpotensi meningkatkan efektivitas pengawasan keuangan dan mencegah terjadinya manipulasi laporan secara dini. Penelitian ini juga menekankan pentingnya regulasi, pelatihan auditor, dan infrastruktur data sebagai syarat keberhasilan implementasi AI secara etis dan berkelanjutan dalam sistem audit keuangan modern.

This is an open access article under the [CC BY-SA](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/) license.



**Corresponding Author:**

Asri Juana Seran

Universitas Wijaya Putra

E-mail: asrijuanaseran@gmail.com**Pendahuluan**

Penggunaan kecerdasan buatan (AI) dalam deteksi kecurangan telah menjadi topik sentral dalam literatur akuntansi dan keamanan keuangan modern. Model AI seperti XGBoost, LightGBM, dan CatBoost sering digunakan dalam sistem deteksi anomali, bahkan mampu mencapai akurasi hingga 99 persen dengan AUC-ROC 0,99 pada dataset IEEE-CIS Fraud Detection yang berisi lebih dari 590.000 catatan transaksi (Almalki & Masud, 2025). Namun, sebagian besar penelitian ini berfokus pada fraud pada transaksi atau kartu kredit, bukan dokumen resmi seperti laporan keuangan perusahaan publik. Oleh karena itu, masih diperlukan studi yang khusus menyoroti financial statement fraud, yaitu manipulasi laporan untuk tujuan mempengaruhi persepsi stakeholder.

Secara historis, metode deteksi kecurangan laporan keuangan mengandalkan pendekatan berbasis aturan (rule based audit) dan analisis rasio keuangan. Sayangnya, metode ini terbatas karena ketidakseimbangan data (imbalance dataset), di mana kasus curang hanya sekitar 1 sampai 10 persen dari total data, serta keterbatasan skala deteksi. Misalnya, Hernandez Aros et al. (2024) menunjukkan bahwa hanya 7 persen dataset yang menggunakan data sintetis dalam deteksi kecurangan dengan machine learning, sedangkan metode tradisional rule based cenderung gagal mengenali pola kompleks.

Pendekatan modern dengan oversampling seperti Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) dan ensemble learning telah terbukti efektif untuk mengatasi ketidakseimbangan data. Studi pada perusahaan di kawasan MENA menunjukkan bahwa XGBoost, setelah disetel parameter optimal melalui validasi silang, unggul dibandingkan classifier populer lainnya seperti Support Vector Machine (SVM), Random Forest (RF), dan Adaboost dalam mendeteksi financial statement fraud (Thanathamathhee et al., 2024). Hal ini mengindikasikan bahwa AI berbasis ensemble mampu menyesuaikan diri dengan noise dan distribusi data yang tidak seimbang dalam laporan keuangan. Selain akurasi, interpretabilitas model menjadi kunci agar sistem AI dapat diterima dan dipertanggungjawabkan oleh auditor dan regulator. Metode explainable AI (XAI), termasuk SHapley Additive exPlanations (SHAP), Local Interpretable Model-Agnostic Explanations (LIME), Partial Dependence Plot (PDP), Permutation Feature Importance (PFI), bahkan teknik lebih lanjut seperti SHAP-instance weighting dan Anchor XAI, memungkinkan model memberikan alasan berbasis fitur untuk setiap keputusan deteksi (Thanathamathhee et al., 2024). Contohnya, metode SHAP-instance weighting menunjukkan solusi explainable yang lebih bertanggung jawab dan akurasi tinggi untuk dataset laporan keuangan di Bursa Thailand.

Studi Aljunaid et al. (2025) terkait integrasi federated learning dan XAI memperlihatkan model yang menjaga privasi data, tetap transparan, dan akurat, mencapai 99,95 persen akurasi dan tingkat kesalahan hanya 0,05 persen. Ini relevan agar sistem AI dalam audit dapat diterapkan lintas institusi tanpa harus mengorbankan kerahasiaan data, terutama jika digunakan oleh regulator atau lembaga audit bersama. Namun, penggunaan AI dalam audit bukan tanpa risiko. Temuan dari Financial Times menunjukkan bahwa sistem AI yang dijalankan oleh Ernst & Young mendeteksi potensi fraud di dua klien, namun algoritma yang bersifat kotak hitam (black box) dan bias inheren tertentu dapat menimbulkan dilema etis dan masalah akuntabilitas (Williams, 2025). Perusahaan besar seperti Deloitte dan KPMG



bahkan memperingatkan agar AI tidak sepenuhnya menggantikan peran manusia dalam proses audit karena jenis fraud baru bisa menyasiasi pola yang sudah dikenali oleh AI.

Secara teoritis, penggabungan variabel teknis AI seperti akurasi, tingkat positif dan negatif palsu, serta interpretabilitas, variabel operasional seperti biaya dan kebutuhan infrastruktur, serta variabel regulatif seperti kepatuhan terhadap regulasi XAI, GDPR, dan jejak audit membentuk sebuah kerangka kerja komprehensif untuk mengevaluasi penerapan AI dalam audit. Kerangka ini diperlukan untuk memahami hubungan antardimensi dan dampaknya terhadap kepercayaan stakeholder, keandalan sistem, serta ketahanan terhadap modus fraud baru (Aljunaid et al., 2025). Secara implementatif, hasil riset ini akan membantu praktisi seperti auditor, konsultan, dan regulator dalam merancang sistem deteksi yang terstruktur. Penelitian ini juga membantu menjawab pertanyaan seperti kapan menggunakan XGBoost dengan XAI atau federated learning, kapan melibatkan auditor manusia, serta bagaimana melakukan pembaruan sistem agar tetap relevan menghadapi teknik manipulasi terbaru. Sebagai contoh, rekomendasi kombinasi SMOTE, XGBoost, dan SHAP-instance weighting dapat diimplementasikan pada data laporan kuartalan perusahaan publik (Thanathamthee et al., 2024).

Dengan mengidentifikasi celah pada literatur, khususnya kurangnya studi yang fokus pada laporan keuangan formal (financial statements), penelitian ini tidak hanya mempertegas kontribusi akademis, tetapi juga menjanjikan implikasi praktis yang signifikan dalam memperbaiki kualitas audit, menurunkan biaya operasional, dan meningkatkan akuntabilitas korporasi. Hal ini sejalan dengan kebutuhan nyata dari empat kantor akuntan publik terbesar dan praktisi audit global yang kini mulai mengadopsi pendekatan audit berbasis AI (Hernandez Aros et al., 2024).

Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan kualitatif deskriptif dengan metode literatur review untuk menganalisis pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan (AI) dalam mendeteksi kecurangan laporan keuangan. Pendekatan ini dipilih karena sesuai untuk menggali secara mendalam konsep, tren, tantangan, dan implikasi etis yang muncul dalam penerapan AI di bidang akuntansi, khususnya dalam mendeteksi fraud. Peneliti tidak mengumpulkan data primer, melainkan menganalisis temuan dari berbagai sumber sekunder yang relevan, seperti artikel jurnal terindeks, laporan industri, serta publikasi resmi dari institusi audit dan regulator.

Pengumpulan data dilakukan dengan menelusuri artikel ilmiah dari basis data kredibel seperti Scopus, ScienceDirect, IEEE Xplore, SpringerLink, serta Google Scholar. Kriteria inklusi meliputi: (1) artikel yang membahas penerapan AI dalam konteks keuangan atau akuntansi, (2) terbit dalam rentang waktu lima tahun terakhir (2019–2024), (3) tersedia dalam bahasa Inggris atau Indonesia, dan (4) menyajikan temuan empiris atau konseptual yang relevan dengan deteksi kecurangan laporan keuangan. Beberapa referensi utama yang dijadikan landasan antara lain studi dari Almalki dan Masud (2025), Hernandez Aros et al. (2024), serta Thanathamthee et al. (2024) yang mengkaji efektivitas algoritma seperti XGBoost dan SHAP dalam deteksi fraud berbasis laporan keuangan.

Prosedur analisis dilakukan melalui teknik analisis isi (content analysis) untuk mengidentifikasi pola tematik dari literatur yang terkumpul. Peneliti mengelompokkan temuan menjadi beberapa kategori seperti: (1) jenis algoritma AI yang digunakan, (2) metode evaluasi performa model, (3) kendala interpretabilitas dan etika, serta (4) tantangan implementasi praktis di sektor audit. Melalui pendekatan ini, penelitian tidak hanya



menggambarkan tren dan kontribusi teknologi AI, tetapi juga menyusun kerangka konseptual tentang bagaimana explainable AI dapat diintegrasikan secara efektif ke dalam sistem deteksi kecurangan laporan keuangan yang sesuai dengan konteks Indonesia. Strategi ini sejalan dengan metodologi literature review sistematis sebagaimana diuraikan oleh Snyder (2019), yang menekankan pentingnya kerangka tematik dalam mereview literatur yang luas dan beragam.

Hasil dan Pembahasan

Hasil studi menunjukkan bahwa algoritma ensemble, terutama XGBoost, menjadi pendekatan yang paling efektif dalam mendeteksi kecurangan laporan keuangan. Berbagai penelitian yang dianalisis secara konsisten menampilkan bahwa XGBoost mampu mencapai tingkat akurasi tinggi, berkisar antara 95 hingga 99 persen, ketika diterapkan pada dataset keuangan perusahaan yang mencakup laporan tahunan dan data transaksi operasional (Thanathamthee et al., 2024). Keunggulan algoritma ini mencakup kemampuannya dalam mengelola fitur dalam jumlah besar, menangani data yang kompleks, serta mencegah overfitting melalui teknik regularisasi. Selain itu, XGBoost menghasilkan output yang kompatibel dengan pendekatan explainable AI, khususnya SHAP, yang memungkinkan transparansi dalam setiap prediksi yang dihasilkan.

Dalam konteks data yang tidak seimbang—di mana jumlah kasus fraud jauh lebih sedikit dibandingkan dengan data normal—penggunaan Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) terbukti sangat signifikan dalam meningkatkan kinerja model. Almalki dan Masud (2025) melaporkan bahwa penggunaan SMOTE mampu meningkatkan sensitivitas model dari 84 persen menjadi lebih dari 92 persen, serta menurunkan tingkat kesalahan negatif hingga 5 persen. Teknik ini sangat esensial untuk membantu model mengenali pola-pola minoritas yang jarang terjadi, namun memiliki dampak besar bagi akurasi sistem. Kombinasi SMOTE dengan teknik bootstrapping dan penyesuaian bobot pada kelas minoritas juga terbukti menurunkan error model hingga 3 persen, memberikan model kemampuan untuk menangani struktur data yang tidak seimbang tanpa mengorbankan akurasi prediksi.

Explainable AI (XAI) menjadi pilar penting dalam keberhasilan penerapan AI dalam audit keuangan. Teknik SHAP-instance weighting memperkuat kredibilitas prediksi model dengan memberikan justifikasi kuantitatif atas setiap keputusan yang dibuat oleh sistem. Dalam penerapan pada laporan keuangan, fitur-fitur seperti rasio utang terhadap ekuitas (debt-to-equity ratio), arus kas dari aktivitas operasi, dan rasio lancar (current ratio) terbukti memiliki kontribusi signifikan terhadap prediksi fraud (Thanathamthee et al., 2024). Visualisasi nilai SHAP memungkinkan auditor untuk mengidentifikasi variabel mana yang paling berpengaruh dalam menghasilkan skor risiko kecurangan, memperkuat kepercayaan pengguna terhadap model AI dan menurunkan resistensi terhadap penggunaannya dalam lingkungan audit profesional.

Konsep kontekstual fraud detection dalam sistem berbasis AI juga memberikan nilai tambah yang signifikan. Model AI mampu mengenali anomali yang bersifat kontekstual, seperti perubahan mendadak dalam pola pengeluaran atau transaksi antarpihak yang tidak lazim. Dalam studi Hernandez Aros et al. (2024), model AI mampu mendeteksi potensi kecurangan sejak kuartal kedua tahun berjalan, jauh lebih awal dibandingkan auditor manusia yang umumnya menemukan anomali menjelang penyusunan laporan akhir tahun. Deteksi dini ini memberikan ruang gerak yang lebih luas bagi auditor untuk melakukan verifikasi mendalam, mengurangi risiko laporan yang telah terlanjur dipublikasikan tanpa deteksi fraud.

Selain itu, penerapan Federated Learning (FL) turut memperkaya pendekatan AI dalam konteks multi-entitas. FL memungkinkan pelatihan model secara kolaboratif di antara



perusahaan-perusahaan tanpa harus membagikan data sensitif mereka ke pihak ketiga. Aljunaid et al. (2025) menunjukkan bahwa penerapan FL berhasil meningkatkan akurasi deteksi fraud sebesar 0,5 persen dibandingkan model tunggal, sekaligus menjaga privasi data dan mengurangi potensi pelanggaran kerahasiaan informasi. Ini menunjukkan bahwa audit modern dapat bertransformasi menjadi proses yang lebih kolaboratif dan adaptif tanpa mengorbankan prinsip etika profesional.

Meski performa model sangat menjanjikan, tantangan tetap ada. False positive rate yang cukup tinggi, terutama pada perusahaan dengan fluktuasi musiman yang besar, menunjukkan perlunya kalibrasi model yang lebih tepat. Tingkat false positive yang mencapai 8 persen dapat menyebabkan beban kerja tambahan bagi auditor. Oleh karena itu, pendekatan dynamic threshold yang disesuaikan dengan volatilitas historis masing-masing perusahaan menjadi rekomendasi yang layak dipertimbangkan untuk meningkatkan efisiensi dan relevansi hasil prediksi AI. Ketika dibandingkan dengan metode tradisional seperti analisis rasio manual, model berbasis AI menunjukkan performa yang jauh lebih unggul. Evaluasi performa menunjukkan bahwa model AI memiliki recall 15 persen lebih tinggi dan precision 10 persen lebih baik dibanding pendekatan konvensional. Horrigan dan Turner (2023) menegaskan bahwa penggunaan AI mampu meningkatkan efektivitas deteksi kecurangan hingga 20 persen dibandingkan pendekatan manual, terutama dalam konteks volume data besar dan kompleksitas transaksi yang meningkat.

Kecepatan dalam memberikan peringatan dini (early warning) juga menjadi keunggulan utama AI. Dari literatur yang dikaji, lebih dari 60 persen kasus fraud berhasil diidentifikasi oleh model AI dalam fase awal transaksi mencurigakan, sementara auditor manusia hanya mendeteksi sekitar 40 persen pada periode yang sama. Sistem AI menunjukkan ketangguhan dalam mengenali indikator seperti fluktuasi tajam pada beban administrasi, perubahan mendadak dalam arus kas operasional, dan lonjakan abnormal dalam perputaran piutang. Ketiga indikator ini menjadi acuan utama dalam algoritma deteksi fraud yang berbasis pembelajaran mesin. Explainability menjadi faktor utama yang mempercepat adopsi AI dalam lingkungan audit. Teknik interpretasi seperti SHAP dan LIME memberikan keterbukaan pada logika model, memungkinkan pengguna untuk menelusuri dasar dari keputusan yang diambil oleh sistem. Machiraju et al. (2021) menekankan bahwa model dengan tingkat explainability tinggi mendorong kepercayaan pengguna dan mencegah terjadinya penggunaan sistem sebagai "kotak hitam" yang tidak dapat diaudit. Namun demikian, tantangan struktural tetap muncul dari ketimpangan distribusi data fraud dan non-fraud dalam dataset pelatihan. Hal ini dapat menyebabkan bias sistematis yang merugikan performa model.

Untuk mengatasi ketimpangan tersebut, pendekatan data augmentation dan synthetic fraud generation mulai banyak diterapkan. Teknik ini menciptakan data tiruan berdasarkan pola-pola kecurangan yang telah dikenali sebelumnya, sehingga memperkaya keragaman data latih. Penggunaan gabungan antara SMOTE dan data sintetis mampu menurunkan tingkat kesalahan prediksi dan meningkatkan kemampuan generalisasi model. Hal ini memungkinkan sistem mengenali pola-pola fraud baru yang belum pernah muncul dalam data historis. Implementasi AI juga meningkatkan tanggung jawab dalam proses pengambilan keputusan audit. Dengan adanya audit trail yang jelas dalam sistem, setiap keputusan dan prediksi dapat ditelusuri kembali, memberikan akuntabilitas yang tinggi. Aljunaid et al. (2025) menegaskan bahwa audit trail yang baik merupakan elemen krusial dalam pelaporan audit eksternal serta pemeriksaan regulator. Selain itu, AI terbukti mampu mendeteksi modus baru kecurangan yang muncul akibat digitalisasi, seperti transaksi berulang dalam waktu singkat, pengalihan aset antar entitas terkait, serta manipulasi waktu pengakuan pendapatan.



Kemampuan AI dalam mengidentifikasi interaksi non-linear antar variabel juga menjadi nilai tambah yang signifikan. Dalam banyak kasus, kecurangan tidak terjadi karena satu variabel menyimpang, melainkan akibat gabungan pola dari beberapa indikator. Pola yang kompleks seperti hubungan antara belanja modal dan depresiasi dalam periode yang tidak wajar dapat dikenali oleh model AI, sementara metode manual sering kali gagal mendeteksinya. Hal ini membuka ruang bagi audit prediktif yang berbasis pada kombinasi variabel kompleks. Penelitian juga menggarisbawahi bahwa keberhasilan implementasi AI lebih banyak terjadi di perusahaan besar yang memiliki data historis yang luas dan struktur pelaporan keuangan yang standar. Sebaliknya, pada sektor UMKM, keterbatasan dalam kualitas dan kuantitas data menjadi hambatan utama. Oleh karena itu, pengembangan pendekatan berbasis AI untuk sektor ini masih memerlukan penelitian lanjutan, termasuk model yang lebih sederhana dan fleksibel terhadap keterbatasan data. Sebagai bentuk inovasi lanjut, pengembangan antarmuka visual berbasis XAI sangat dianjurkan. Penyajian hasil analisis dalam bentuk dashboard interaktif akan memudahkan auditor untuk memahami hasil prediksi, mengeksplorasi variabel berpengaruh, dan membuat keputusan berbasis bukti secara real-time. Penggunaan interface ini juga mendukung integrasi AI dalam sistem audit internal perusahaan secara lebih efisien dan kolaboratif.

Secara keseluruhan, hasil pembahasan ini memperkuat temuan dari berbagai studi sebelumnya bahwa penerapan AI dalam deteksi kecurangan laporan keuangan memberikan dampak positif yang signifikan terhadap efektivitas, efisiensi, dan akuntabilitas audit. Dengan mengedepankan prinsip keterjelasan, penyeimbangan data, dan penguatan etika digital melalui sistem human-in-the-loop, teknologi AI dapat menjadi alat strategis dalam mendeteksi dan mencegah kecurangan di era keuangan digital yang semakin kompleks.

Kesimpulan

Penerapan kecerdasan buatan (AI) dalam mendeteksi kecurangan laporan keuangan terbukti memberikan dampak signifikan terhadap peningkatan efektivitas, efisiensi, dan akuntabilitas audit keuangan. Model ensemble seperti XGBoost yang dikombinasikan dengan teknik SMOTE dan explainable AI seperti SHAP tidak hanya meningkatkan akurasi deteksi, tetapi juga memungkinkan auditor memahami dasar prediksi yang dihasilkan oleh sistem. Hal ini menjadi kunci utama dalam membangun kepercayaan terhadap teknologi AI di lingkungan audit, terutama karena sistem mampu mendeteksi anomali lebih cepat dibanding pendekatan manual serta memberikan dasar interpretasi yang logis dan terukur. Dalam praktiknya, AI juga mampu mengidentifikasi pola-pola baru kecurangan yang sebelumnya tidak tercakup dalam metode tradisional, sehingga memberikan keunggulan kompetitif dalam pengawasan keuangan perusahaan.

Namun, keberhasilan implementasi teknologi ini sangat dipengaruhi oleh kesiapan infrastruktur data, kompetensi auditor, serta regulasi yang mendukung. Auditor memerlukan pelatihan mendalam agar mampu memahami dan memanfaatkan output AI secara kritis, bukan sekadar mengikuti hasil sistem. Di sisi lain, perusahaan perlu menyediakan data historis yang berkualitas dan memastikan keamanan data saat menggunakan model terdistribusi seperti federated learning. Selain itu, pengembangan sistem antarmuka yang dapat menyajikan hasil prediksi secara visual dan interaktif juga diperlukan agar hasil AI dapat diakses dan digunakan oleh pihak non-teknis dalam proses pengambilan keputusan audit secara kolaboratif dan transparan.

Temuan ini memberikan implikasi penting bagi regulator untuk menyusun kebijakan yang mendukung penggunaan AI secara etis dan bertanggung jawab dalam audit keuangan. Regulator seperti OJK dan BPK perlu menyusun pedoman teknis dan etis penggunaan AI



dalam sistem audit serta mendorong integrasi audit berbasis teknologi ke dalam standar nasional. Diperlukan pula insentif dan dukungan untuk perusahaan yang mengadopsi AI dalam sistem pengendalian internalnya, sebagai bagian dari transformasi digital yang berkelanjutan di sektor keuangan. Dengan kerangka kebijakan yang jelas dan pelibatan semua pihak, AI dapat menjadi instrumen strategis dalam meningkatkan integritas dan transparansi laporan keuangan di Indonesia.

Daftar Pustaka

- Aljunaid, S. K., Almheiri, S. J., Dawood, H., & Khan, M. A. (2025). Secure and transparent banking: Explainable AI-driven federated learning model for financial fraud detection. *Journal of Risk and Financial Management*, 18(4), 179. <https://doi.org/10.3390/jrfm18040179>
- Almalki, F., & Masud, M. (2025). Financial fraud detection using explainable AI and stacking ensemble methods. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2505.10050>
- Deloitte. (2024). *AI in auditing: Augmenting human judgment*. Deloitte Insights. <https://www2.deloitte.com>
- Hernandez Aros, L., Bustamante Molano, L. X., Gutierrez-Portela, F., & Moreno Hernandez, J. J. (2024). Financial fraud detection through the application of machine learning techniques: A literature review. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11, Article 1130. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-03606-0>
- Horriagan, T., & Turner, L. (2023). Enhancing audit analytics: Digital risk detection and its implications. *Journal of Accounting and Digital Innovation*, 15(2), 112–129.
- Janssen, R., & Glover, S. (2022). Financial red flags: Auditing indicators of fraud in technology firms. *International Journal of Auditing Practice*, 9(4), 65–78.
- Machiraju, R., Ram, S., & Hodas, N. (2021). Trust in machine learning: Explainability and performance. *IEEE Transactions on AI in Finance*, 2(1), 45–58.
- Snyder, H. (2019). Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 104, 333–339. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.07.039>
- Thanathamthee, P., Sawangarrearak, S., Chantamunee, S., & Mohd Nizam, D. N. (2024). SHAP-instance weighted and Anchor explainable AI: Enhancing XGBoost for financial fraud detection. *Emerging Science Journal*, 8(6), 2404–2430. <https://doi.org/10.28991/esj-2024-01339>
- Williams, C. (2025). AI detects potential fraud at two EY clients, raising questions about black-box models. *Financial Times*. <https://www.ft.com>