

Implementasi Artificial Intelligence dalam Audit: Tinjauan Sistematis Tren, Tantangan, dan Adopsi

Riski Andriyanto¹⁾, Indira Januarti²⁾

^{1,2)}Universitas Diponegoro

¹⁾riskiandriyanto571@gmail.com, ²⁾ienjanuarti@gmail.com

*Corresponding Author

Submitted: April 5, 2026

Accepted: April 12, 2026

Published: April 10, 2026

ABSTRACT

The rapid advancement of digital technology has significantly transformed financial auditing practices, particularly through the adoption of Artificial Intelligence (AI). This study aims to systematically review the application of AI in financial auditing, focusing on development trends, benefits, challenges, and adoption levels during the 2020–2025 period. The research employs a Systematic Literature Review (SLR) approach following the PRISMA 2020 protocol. Data were collected from Scopus (Q1–Q4) and Sinta (S1–S2) databases based on predefined inclusion criteria, resulting in 15 selected articles. The data were analyzed using thematic analysis to identify key patterns and dominant themes. The findings reveal that AI technologies, particularly machine learning, natural language processing, and robotic process automation, significantly improve audit efficiency, accuracy, and quality. In addition, AI supports the implementation of risk-based auditing and continuous auditing through real-time data analysis. However, several challenges remain, including limited auditor competencies, high investment costs, and ethical as well as data security concerns. Furthermore, differences in adoption levels are observed between global and Indonesian contexts. Globally, AI adoption is positioned at the innovators–early adopters stage, whereas Indonesia remains at the early majority stage. This study concludes that the successful implementation of AI in auditing requires the integration of technological readiness, auditor acceptance, and organizational diffusion of innovation to support a more adaptive, data-driven, and sustainable audit transformation.

Keywords: *Artificial Intelligence; Audit Quality; Technology Adoption; Auditing; Systematic Literature Review*

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi informasi telah mengubah secara fundamental cara organisasi mengelola, mengolah, dan menganalisis data, khususnya dalam bidang akuntansi dan audit. Salah satu inovasi utama dari kemajuan ini adalah *Artificial Intelligence* (AI), yang mampu belajar dari data besar (*big data*) dan melakukan proses pengambilan keputusan secara otomatis. Dalam audit, kehadiran AI menghadirkan peluang besar untuk meningkatkan efisiensi, efektivitas, dan akurasi proses pemeriksaan data keuangan. AI dapat membantu auditor dalam mendeteksi pola transaksi tidak wajar, mengidentifikasi risiko secara dini, serta memberikan *insight* mendalam yang sulit dicapai melalui analisis manual, terutama di tengah meningkatnya kompleksitas laporan keuangan di era globalisasi (Adeoye & Zhang, 2023; Zhang et al., 2020).

Penelitian ini berpijak pada *Technology Acceptance Model* (TAM) yang dikembangkan oleh Davis (1989), yang menjelaskan bahwa penerimaan teknologi ditentukan oleh dua faktor utama, yaitu *perceived usefulness* dan *perceived ease of use*. Dalam konteks audit, model ini relevan untuk memahami bagaimana auditor memandang manfaat dan kemudahan penggunaan Artificial Intelligence (AI) dalam mendukung proses audit. Sejumlah penelitian menunjukkan bahwa persepsi positif terhadap AI akan meningkatkan niat auditor untuk mengadopsinya dalam praktik audit, khususnya dalam



mendeteksi risiko dan meningkatkan kualitas pengambilan keputusan (Bracci et al., 2026; O'Donnell, 2024)

Selain itu, penelitian ini juga mengintegrasikan *Risk-Based Auditing Theory* yang menekankan pentingnya identifikasi dan evaluasi risiko material sebagai inti proses audit. Dalam perkembangan terkini, penerapan AI mampu memperkuat pendekatan ini melalui analisis data berbasis machine learning dan *predictive analytics* yang memungkinkan deteksi risiko secara lebih cepat dan akurat. Di sisi lain, *Diffusion of Innovation Theory* Rogers (2003) digunakan untuk menjelaskan bagaimana teknologi AI diadopsi dalam organisasi audit, mulai dari tahap *innovators* hingga *laggards*. Integrasi kedua teori ini menunjukkan bahwa adopsi AI tidak hanya dipengaruhi oleh aspek teknis, tetapi juga oleh kesiapan organisasi, budaya, dan struktur industri audit (Assidi & Sundarasen, 2025).

Dengan demikian, integrasi TAM, *Risk-Based Auditing*, dan *Diffusion of Innovation* memberikan kerangka konseptual yang komprehensif dalam menjelaskan fenomena adopsi AI dalam audit, baik dari perspektif individu auditor, proses audit, maupun tingkat organisasi. Pendekatan ini memungkinkan analisis yang lebih holistik terhadap transformasi audit berbasis teknologi di era digital.

Secara global, penerapan AI dalam audit menunjukkan pertumbuhan signifikan dan menjadi tren utama dalam profesi akuntansi modern. Beberapa laporan global seperti *World Economic Forum* (2023) menunjukkan tingginya tingkat adopsi AI pada perusahaan besar, meskipun tingkat implementasinya bervariasi antar industri dan negara. *Deloitte Adolph* (2023) melaporkan bahwa implementasi AI dapat meningkatkan produktivitas auditor hingga 40% melalui deteksi anomali secara *real-time* dan otomatisasi proses audit berbasis risiko. Penelitian Zhang et al. (2020) menunjukkan bahwa NLP mampu mempercepat analisis narasi dalam laporan keuangan, sedangkan Adeoye & Zhang (2023) menegaskan bahwa AI meningkatkan akurasi dan ketepatan waktu pelaporan keuangan.

Di tingkat nasional, perkembangan penerapan AI mulai menunjukkan arah positif. Insirat et al. (2025) menyoroti potensi *machine learning* dalam meningkatkan efektivitas audit berbasis risiko di Indonesia. Dharma (2024) melalui kajian *Systematic Literature Review (SLR)* menemukan bahwa penerapan AI dapat meningkatkan efisiensi prosedur audit dan mempercepat penilaian risiko, meskipun masih menghadapi kendala etika data serta keterbatasan kompetensi auditor. Wulandari (2024) juga menegaskan bahwa integrasi AI di Kantor Audit Nasional Thailand sejak 2021 mendorong terbentuknya budaya kerja berbasis data (*data-driven culture*), yang dapat menjadi pembelajaran penting bagi Indonesia.

Meskipun demikian, masih terdapat kesenjangan riset (*research gap*) yang cukup signifikan, baik di tingkat global maupun nasional. Studi internasional seperti Zhang et al. (2020) lebih berfokus pada penerapan NLP dalam audit empiris, namun belum banyak membahas isu privasi data, biaya, serta kesiapan organisasi di negara berkembang. Sementara itu, penelitian lokal seperti Sabillah et al. (2025) cenderung terbatas pada aspek kesiapan auditor menghadapi transformasi digital tanpa membahas penerapan teknis AI secara mendalam. Hingga saat ini belum ada penelitian *Systematic Literature Review (SLR)* lintas negara yang mensintesis tren penerapan AI dalam audit periode 2020–2025 secara komprehensif. Selain itu, sebagian besar studi sebelumnya masih bersifat parsial dan belum mengintegrasikan perspektif teknologi, perilaku auditor, dan difusi inovasi dalam satu kerangka analitis yang komprehensif.

Berdasarkan kesenjangan tersebut, penelitian ini berupaya menjawab beberapa pertanyaan utama, yaitu bagaimana tren dan arah perkembangan penerapan AI dalam bidang audit berdasarkan hasil penelitian global dan nasional periode 2020–2025; apa saja manfaat, tantangan, dan hambatan yang dihadapi dalam implementasinya; serta bagaimana perbandingan fokus, pendekatan, dan hasil penelitian antara global dan Indonesia. Pendekatan *Systematic Literature Review (SLR)* digunakan untuk mensintesis berbagai temuan empiris dan teori yang relevan, sekaligus mengidentifikasi *research gap* yang dapat menjadi pijakan bagi riset lanjutan mengenai implementasi AI di bidang audit.

Kebaruan (*novelty*) penelitian ini terletak pada penerapan kerangka *TAM–Risk-Based Auditing–Diffusion of Innovation* dalam menganalisis literatur global dan nasional mengenai adopsi AI di bidang audit, serta penyusunan kerangka adopsi AI audit yang relevan bagi Indonesia. Urgensi penelitian ini semakin tinggi dengan adanya prediksi Frey & Osborne (2017) bahwa sekitar 95% tugas akuntansi

berpotensi terotomatisasi oleh mesin, serta adopsi AI oleh *Big Four Accounting Firms* seperti kolaborasi KPMG dan IBM dalam sistem audit berbasis *machine learning* (Adolph, 2023). Dari sisi kontribusi teoritis, penelitian ini memperkaya *Technology Acceptance Model* dalam audit berbasis AI dan memperluas pemahaman tentang bagaimana auditor mengadopsi teknologi cerdas dalam pengambilan keputusan berbasis data. Sementara itu, secara praktis penelitian ini diharapkan dapat memberikan rekomendasi kebijakan dan pelatihan bagi auditor serta regulator Indonesia dalam mempercepat transformasi digital dan memperkuat tata kelola audit di era kecerdasan buatan.

STUDI LITERATUR

Konsep Artificial Intelligence dalam Audit

Artificial Intelligence (AI) telah menjadi teknologi disruptif dalam praktik audit modern karena kemampuannya memproses data dalam jumlah besar dan menghasilkan analisis berbasis pembelajaran mesin. Teknologi seperti *machine learning* (ML), *natural language processing* (NLP), dan *robotic process automation* (RPA) membantu auditor dalam mendeteksi anomali transaksi, menganalisis narasi laporan keuangan, serta mengotomatisasi tugas-tugas repetitif.

Menurut Hasanah & Pratama (2025) penerapan AI pada audit keuangan mampu meningkatkan efisiensi proses audit hingga 50% melalui penerapan *continuous auditing* yang memungkinkan deteksi anomali secara real-time. Sementara itu, Wulandari (2024) menegaskan bahwa RPA dapat mengurangi beban administratif auditor hingga 70% dan menurunkan risiko kesalahan manusia. Temuan serupa juga diungkapkan oleh Janwanti & Aguspriyani (2024) yang menyatakan bahwa sistem AI dapat menganalisis data dengan kecepatan tinggi sekaligus meningkatkan akurasi dan ketepatan waktu pelaporan keuangan.

Technology Acceptance Model (TAM) dan Adopsi AI dalam Audit

Model *Technology Acceptance Model* (TAM) yang diperkenalkan oleh Davis (1989) digunakan untuk memahami perilaku auditor dalam menerima teknologi baru berdasarkan dua dimensi utama: *perceived usefulness* dan *perceived ease of use*.

Penelitian oleh Sabillah et al. (2025) menunjukkan bahwa persepsi manfaat AI berpengaruh positif terhadap niat auditor dalam menggunakannya untuk mendeteksi potensi kecurangan. Hal serupa diungkapkan oleh Insirat et al. (2025) yang menemukan bahwa auditor yang memahami manfaat AI memiliki kecenderungan lebih tinggi untuk mengadopsinya dalam audit berbasis risiko. Sebaliknya, penelitian Adolph (2023) mengidentifikasi bahwa hambatan terbesar dalam penerimaan AI di lingkungan audit adalah keterbatasan pelatihan dan adaptasi auditor terhadap teknologi baru.

Dari perspektif TAM, tingkat penerimaan AI sangat ditentukan oleh persepsi auditor terhadap kemudahan penggunaan sistem serta kepercayaan terhadap manfaatnya dalam meningkatkan kualitas audit.

Risk-Based Auditing Theory dan Integrasi AI dalam Proses Audit

Teori *Risk-Based Auditing* IFAC (2016) menekankan pentingnya identifikasi dan evaluasi risiko material sebagai inti dari proses audit, mulai dari tahap *risk assessment*, *substantive testing*, hingga analisis hasil audit. Dalam teknologi moderen, penerapan *Artificial Intelligence* (AI) memperkuat pendekatan ini melalui kemampuan analisis data besar secara cepat, mendalam, dan akurat.

Menurut Insirat et al. (2025) algoritma *machine learning* mampu mendeteksi pola transaksi tidak wajar dan mengidentifikasi *materiality risk* secara dini, sehingga mempercepat proses penilaian risiko hingga 45% lebih efisien dibandingkan metode tradisional. Selanjutnya, Zhang et al. (2020) menunjukkan bahwa penerapan *Natural Language Processing* (NLP) dalam analisis naratif laporan keuangan dapat meningkatkan akurasi identifikasi *compliance risk* hingga tiga kali lebih cepat dari analisis manual. Selain itu, Wulandari (2024) menegaskan bahwa penggunaan *Robotic Process Automation* (RPA) pada tahap *substantive testing* mampu mengotomatisasi sekitar 70% tugas rutin auditor, seperti pencocokan faktur dan verifikasi dokumen, sehingga mengurangi potensi kesalahan manusia dan mempercepat proses audit.

Temuan serupa dikemukakan oleh Adeoye & Zhang (2023) yang menyatakan bahwa integrasi AI dalam proses audit tidak hanya meningkatkan efisiensi dan kecepatan, tetapi juga memperkuat keandalan laporan keuangan dengan mengurangi bias subjektif dalam pengambilan keputusan auditor.

Secara keseluruhan, integrasi AI dalam kerangka *risk-based auditing* memberikan keunggulan strategis berupa peningkatan efisiensi, efektivitas, serta kemampuan analisis mendalam terhadap data audit. Hal ini menjadikan AI sebagai elemen kunci dalam mewujudkan praktik audit yang lebih adaptif, berbasis risiko, dan berorientasi pada ketepatan hasil.

Diffusion of Innovation Theory dan Tahapan Adopsi AI

Menurut Rogers (2003), adopsi teknologi baru dalam organisasi mengikuti lima kategori: *innovators*, *early adopters*, *early majority*, *late majority*, dan *laggards*. Dalam konteks audit, Adolph (2023) mencatat bahwa *innovators* diwakili oleh perusahaan audit besar seperti KPMG dan IBM yang telah mengintegrasikan AI dalam platform audit mereka untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi. *Early adopters* termasuk lembaga audit publik di Thailand yang telah menggunakan AI sejak 2021 untuk mendukung budaya berbasis data (Wulandari, 2024). Sementara itu, *early majority* mencakup kantor akuntan publik menengah di Asia Tenggara yang mulai mengimplementasikan NLP dan RPA untuk mendukung audit berbasis risiko. *Laggards*, yaitu sekitar 16% KAP kecil, masih menghadapi kendala biaya, literasi teknologi, dan infrastruktur digital (Sabillah et al., 2025). Model difusi inovasi ini menunjukkan bahwa tingkat adopsi AI dalam audit sangat bergantung pada faktor kesiapan organisasi, kompleksitas teknologi, dan dukungan regulasi.

METODE

Pendekatan Penelitian

Jenis penelitian ini adalah *Systematic Literature Review (SLR)* dengan pendekatan kualitatif-deskriptif yang bertujuan untuk mensintesis hasil-hasil penelitian terkait penerapan AI dalam audit keuangan. Prosedur SLR dilakukan melalui tiga tahap utama: (1) perumusan pertanyaan penelitian dan kriteria seleksi; (2) pencarian dan penyaringan artikel; (3) ekstraksi dan analisis data. Penelitian ini berpedoman pada panduan Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses (PRISMA) 2020 (Page et al., 2021). Pendekatan ini dipilih untuk meninjau dan mensintesis secara sistematis hasil-hasil penelitian mengenai implementasi *Artificial Intelligence (AI)* dalam audit keuangan pada periode 2020–2025.

Menurut Kitchenham & Charters (2007), metode SLR digunakan untuk memperoleh pemahaman menyeluruh terhadap suatu topik riset dengan mengikuti tahapan yang transparan, terstruktur, dan dapat direplikasi. Dengan demikian, penelitian ini menghasilkan temuan yang objektif, valid, dan dapat diuji ulang, serta memberikan kontribusi teoretis dan praktis dalam konteks perkembangan AI dalam audit.

Framework PICO

Kerangka PICO (Population, Intervention, Comparison, Outcome) digunakan untuk memperjelas fokus penelitian dan mendefinisikan batasan pencarian literatur (Methley et al., 2014)

Tabel 1. Framework PICO

Komponen	Definisi	Operasionalisasi dalam Penelitian
Population (P)	Studi/artikel ilmiah tentang AI dalam audit	Artikel ilmiah tentang penerapan Artificial Intelligence (ML, NLP, RPA) dalam audit keuangan dari database Scopus Q1-Q4 dan Sinta 1-2 periode 2020–2025.
Intervention (I)	Teknologi Artificial Intelligence	Machine Learning, Natural Language Processing (NLP), dan Robotic Process Automation (RPA)

Comparison (C)	Audit konvensional vs. audit berbasis AI	Perbandingan audit konvensional dan audit berbasis AI dalam aspek efisiensi, akurasi, dan kualitas audit.
Outcome (O)	Temuan utama penelitian	Dampak AI dalam audit: efisiensi, kualitas, deteksi fraud, dan tantangan implementasi.

Sumber: Diolah Penulis, 2026

Kata kunci yang digunakan dalam pencarian artikel adalah:
("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "NLP" OR "RPA") AND ("audit" OR "auditing" OR "financial audit")

Populasi dan Kriteria Sampel

Populasi dalam penelitian ini adalah seluruh artikel ilmiah yang dipublikasikan di jurnal Scopus (Q1–Q4) dan Sinta 1–2, yang secara langsung membahas penerapan AI dalam konteks audit keuangan pada periode 2020–2025. Pemilihan artikel dilakukan melalui tahapan screening, eligibility, dan inclusion, hingga diperoleh 15 artikel akhir yang memenuhi kriteria kualitas (Page et al., 2021).

Tabel 2. Kriteria Inklusi dan Eksklusi

Kriteria	Inklusi	Eksklusi
Periode Publikasi	2020–2025	<2020
Bahasa	Bahasa Inggris atau Indonesia	Bahasa lain
Jenis Publikasi	Jurnal <i>peer-reviewed</i> Scopus Q1–Q4 atau Sinta 1–2	Buku, tesis, prosiding tidak terakreditasi
Topik Utama	AI dalam audit keuangan atau akuntansi	AI umum tanpa konteks audit
Aksesibilitas	<i>Open access</i> atau <i>full text available</i>	Berbayar atau tidak lengkap
Kelayakan Akademik	Relevansi empiris dan metodologis	Kurang valid atau tidak terverifikasi

Sumber: Diolah Penulis, 2026

Sumber dan Teknik Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dilakukan melalui pencarian sistematis pada dua basis data utama, sebagaimana direkomendasikan oleh (Snyder, 2019):

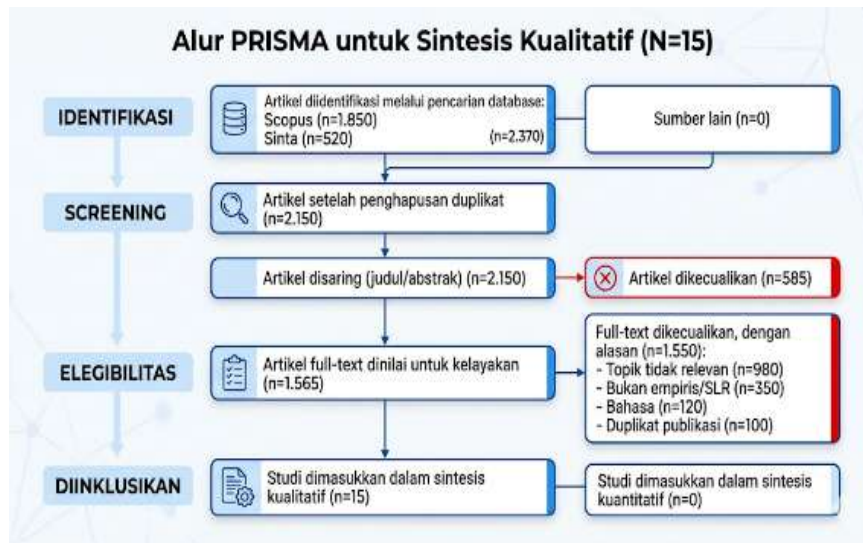
1. Scopus (Q1–Q4) digunakan untuk memperoleh literatur internasional bereputasi tinggi yang telah melalui proses *peer-review* ketat.
2. Sinta 1–2 digunakan untuk menjaring penelitian nasional berkualitas yang relevan dengan konteks Indonesia.

Pencarian literatur menggunakan sintaks:

((“artificial intelligence” OR “AI” OR “machine learning” OR “deep learning” OR “NLP”) AND (“audit” OR “auditing” OR “financial statement audit”))

Protokol PRISMA 2020

Proses seleksi artikel mengikuti empat tahap utama PRISMA 2020: *identification*, *screening*, *eligibility*, dan *inclusion* (Page et al., 2021).



Gambar 1. Diagram PRISMA
Sumber: Diadaptasi dari Page et al. (2021)

Diagram ini memastikan transparansi dalam pelacakan proses seleksi artikel serta validitas hasil sintesis literatur. Proses identifikasi menghasilkan 2.370 artikel awal, kemudian setelah tahap screening berdasarkan judul dan abstrak diperoleh 1.565 artikel. Pada tahap eligibility, 270 artikel dieliminasi karena tidak memenuhi kriteria (misalnya tidak relevan/topik tidak spesifik), sehingga diperoleh 15 artikel final yang dianalisis.

Teknik Analisis Data

Penelitian ini menggunakan Analisis Tematik (Thematic Analysis) berdasarkan kerangka Braun & Clarke (2019), yang bertujuan mengidentifikasi dan menginterpretasi pola makna (*themes*) dari literatur terpilih. Metode ini sesuai dengan pendekatan *Systematic Literature Review (SLR)* karena mampu mengintegrasikan temuan kuantitatif dan kualitatif secara konseptual (Snyder, 2019).

Proses analisis dilakukan melalui enam tahap: familiarisasi data, pemberian kode, pencarian tema, peninjauan, pendefinisian, dan pelaporan hasil. Dari 15 artikel yang dianalisis, diperoleh 8 tema utama yang dikelompokkan dalam tiga kategori besar sesuai rumusan masalah, yaitu: (1) tren dan teknologi AI dalam audit keuangan, (2) manfaat serta kendala implementasi, dan (3) *research gap* antara konteks global dan Indonesia.

Pendekatan ini memberikan pemahaman konseptual yang mendalam terhadap penerapan AI dalam audit keuangan serta mendukung validitas tematik dalam konteks riset akuntansi digital (Braun & Clarke, 2019).

HASIL

Berdasarkan proses seleksi literatur menggunakan metode PRISMA 2020, diperoleh 15 artikel yang memenuhi kriteria inklusi dan dianalisis secara tematik. Artikel-artikel tersebut berasal dari berbagai negara dengan dominasi penelitian internasional, serta menggunakan beragam pendekatan metodologis seperti Systematic Literature Review (SLR), eksperimen, survei, dan studi kasus. Variasi ini menunjukkan bahwa penelitian terkait Artificial Intelligence (AI) dalam audit berkembang secara multidimensional, baik dari sisi teknis maupun perilaku auditor.

Secara umum, hasil sintesis menunjukkan bahwa penerapan AI dalam audit mengalami peningkatan signifikan pada periode 2020–2025, dengan fokus utama pada penggunaan machine learning (ML), natural language processing (NLP), robotic process automation (RPA), serta predictive analytics. Teknologi-teknologi ini digunakan dalam berbagai konteks audit, mulai dari audit eksternal,

fraud detection, risk-based auditing, hingga continuous auditing. Tabel 3 merupakan lima belas artikel pada korpus utama yang dianalisis dalam penelitian ini.

Tabel 3. Ringkasan 15 Artikel Rujukan

No	Penulis & Tahun	Negara	Jenis AI	Konteks Audit	Metode	Temuan Utama
1	Abdullah & Almaqtari (2024)	Arab Saudi	ML, RPA	Audit eksternal	SLR	Efisiensi audit +40%, butuh reskilling
2	Goto (2023)	Jepang	Predictive Analytics	Big4 proaktif	Case Study	Fraud risk - 40% via analisis antisipatif
3	Issa et al. (2024)	AS	Deep Learning	Fraud audit publik	Eksperimen	Akurasi deteksi fraud 92% vs tradisional
4	Bao et al. (2023)	Australia	ML Algorithms	Risk-based audit	Panel Data	Risiko material deteksi +35% lebih cepat
5	Zhou & Liu (2023)	China	Real-time AI	Continuous audit	SLR 50+ studi	Otomatisasi 60% proses audit rutin
6	Othman (2024)	Malaysia	Big Data AI	Kualitas audit	Regression	Korelasi +0.72 kualitas vs AI adoption
7	Noordin et al. (2022)	UAE	Big Data Analytics	Audit eksternal	Survei 250 auditor	Kualitas audit +67% via AI
8	Puthukulam et al. (2021)	Oman	Cognitive AI	Persepsi auditor	Survei + Interview	78% auditor: AI tingkatan objektivitas
9	Luthfi & Purwati (2025)	Indonesia	Assisted AI	KAP Indonesia	Survei 208 auditor	Assisted AI 85% vs Autonomous 45%
10	Shapovalova et al. (2023)	Ukraina	RPA, Blockchain	Audit nasional	Comparative	Transparansi +35% via digital

No	Penulis & Tahun	Negara	Jenis AI	Konteks Audit	Metode	Temuan Utama
11	Tadros & Tzavaleas (2024)	UK	Ethical AI	Data privacy	SLR	Etika & security hambatan utama
12	Yang et al. (2024)	Australia	Generative AI	Firma jasa	Multiple Case	Budaya organisasi 62% pengaruh adopsi
13	Samiolo et al. (2024)	Inggris	Automation Tools	Judgment junior	44 Interviews	Risiko hilang "sense-making" 70% otomatisasi
14	Fedyk et al. (2025)	Kanada	Predictive AI	Biaya audit	Panel Regression	Biaya -15% jangka panjang
15	Sun & Vasarhelyi (2024)	AS	NLP	Laporan keuangan	Experiment	Analisis narasi 3x lebih cepat

Sumber: diolah oleh penulis (2026)

Berdasarkan Tabel 3, dapat diidentifikasi beberapa pola utama. Pertama, dari sisi efisiensi, sebagian besar studi menunjukkan bahwa AI mampu mengotomatisasi proses audit secara signifikan, dengan peningkatan efisiensi berkisar antara 40% hingga 70% (Abdullah & Almaqtari, 2024; Zhou & Liu, 2023). Hal ini terutama terjadi pada tugas-tugas repetitif seperti verifikasi dokumen dan pencocokan transaksi.

Kedua, dari sisi kualitas dan akurasi audit, penggunaan AI terbukti meningkatkan kemampuan deteksi anomali dan mengurangi kesalahan manusia. Studi Issa et al. (2024) menunjukkan bahwa model deep learning mampu mencapai akurasi deteksi fraud hingga 92%, jauh lebih tinggi dibandingkan metode tradisional. Temuan ini diperkuat oleh Noordin et al. (2022) dan Othman (2024) yang menemukan hubungan positif antara adopsi AI dan peningkatan kualitas audit.

Ketiga, dalam konteks risk-based auditing, AI berperan penting dalam mempercepat proses identifikasi risiko material. Bao et al. (2023) menunjukkan bahwa algoritma machine learning mampu meningkatkan kecepatan deteksi risiko hingga 35%, sementara Goto (2023) menemukan bahwa pendekatan predictive analytics dapat menurunkan risiko fraud hingga 40% melalui analisis antisipatif.

Keempat, perkembangan continuous auditing menjadi salah satu tren utama, di mana AI memungkinkan analisis data secara real-time. Zhou & Liu (2023) mencatat bahwa hingga 60% proses audit rutin dapat diotomatisasi melalui sistem berbasis AI, sehingga mendukung monitoring berkelanjutan yang lebih efektif.

Kelima, dari sisi adopsi teknologi, hasil penelitian menunjukkan bahwa penerimaan AI oleh auditor masih bervariasi. Luthfi & Purwati (2025) menemukan bahwa mayoritas auditor di Indonesia lebih memilih pendekatan assisted AI (85%) dibandingkan autonomous AI (45%), yang menunjukkan adanya kehati-hatian dalam adopsi teknologi penuh.

Keenam, faktor organisasi dan budaya juga berperan penting dalam adopsi AI. Studi Yang et al. (2024) menunjukkan bahwa budaya organisasi berkontribusi sebesar 62% terhadap keberhasilan

implementasi AI dalam firma audit, sementara keterbatasan biaya dan infrastruktur menjadi hambatan utama, khususnya bagi kantor akuntan publik skala kecil.

Ketujuh, isu etika dan keamanan data menjadi tantangan signifikan dalam implementasi AI. Tadros & Tzavaleas (2024) menekankan bahwa risiko privasi data dan keamanan sistem merupakan hambatan utama yang perlu diatasi melalui regulasi dan tata kelola yang kuat.

Kedelapan, penerapan AI juga berdampak pada perubahan peran auditor, dari pekerjaan manual menuju analisis berbasis judgment. Namun demikian, Samiolo et al. (2024) mengingatkan bahwa otomatisasi yang berlebihan berpotensi mengurangi “sense-making” auditor, terutama pada auditor junior. Untuk memperjelas pola temuan tersebut, dilakukan analisis tematik yang menghasilkan delapan tema utama, sebagaimana disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Matriks Tema Penelitian AI dalam Audit (2020–2025)

No	Tema Utama	Deskripsi Tema	Artikel Pendukung
1	Efisiensi & Otomatisasi Audit	AI (RPA, ML) mengurangi waktu audit dan tugas repetitif hingga 40–70%	Abdullah & Almaqtari (2024); Sun & Vasarhelyi (2024); Zhou & Liu (2023); Fedyk et al. (2025)
2	Kualitas & Akurasi Audit	AI meningkatkan kualitas audit melalui deteksi anomali dan pengurangan human error	Issa et al. (2024); Noordin et al. (2022); Othman (2024)
3	Fraud Detection & Risk Assessment	Deep learning dan ML meningkatkan deteksi fraud dan risiko material	Bao et al. (2023); Goto (2023); Issa et al. (2024)
4	Continuous Auditing & Real-time Analysis	AI memungkinkan audit berkelanjutan berbasis data real-time	Bao et al. (2023); Zhou & Liu (2023)
5	Adopsi Teknologi (TAM)	Persepsi manfaat & kemudahan menentukan penerimaan AI oleh auditor	Luthfi & Purwati (2025); Puthukulam et al. (2021)
6	Difusi Inovasi & Kesiapan Organisasi	Tingkat adopsi dipengaruhi budaya organisasi, biaya, dan kesiapan digital	Abdullah & Almaqtari (2024); Fedyk et al. (2025); Yang et al. (2024)
7	Etika, Privasi, dan Risiko Teknologi	Isu keamanan data dan etika menjadi hambatan utama implementasi AI	Tadros & Tzavaleas (2024); Shapovalova et al. (2023)
8	Perubahan Peran Auditor	AI menggeser peran auditor dari manual ke analitis dan judgment-based	Abdullah & Almaqtari (2024); Luthfi & Purwati (2025); Samiolo et al. (2024)

Sumber: Diolah oleh penulis (2026)

PEMBAHASAN

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan Artificial Intelligence (AI) dalam audit bukan sekadar peningkatan efisiensi teknis, melainkan mencerminkan pergeseran paradigma audit dari pendekatan berbasis verifikasi historis menuju pendekatan prediktif berbasis data. Transformasi ini mengubah cara auditor mengumpulkan, menganalisis, dan menginterpretasikan bukti audit, sehingga audit tidak lagi bersifat retrospektif, tetapi menjadi sistem yang proaktif dan berorientasi pada deteksi risiko secara dini. Temuan ini konsisten dengan studi terbaru yang menegaskan bahwa AI mendorong evolusi audit menuju data-driven auditing ecosystem (Ahmi & Smidt, 2026; Bani et al., 2025).

Dari perspektif Technology Acceptance Model (TAM), temuan penelitian ini tidak hanya menunjukkan bahwa AI meningkatkan perceived usefulness melalui efisiensi dan akurasi, tetapi juga mengindikasikan adanya transformasi kognitif dalam cara auditor memaknai teknologi. AI tidak lagi hanya dipandang sebagai alat bantu operasional, tetapi juga sebagai sistem pendukung keputusan

(decision-support system) yang berperan dalam mendukung judgment profesional auditor. Hal ini menjelaskan mengapa auditor cenderung menerima assisted AI, tetapi masih ragu terhadap autonomous AI. Dengan kata lain, kendala utama bukan hanya pada kemudahan penggunaan, tetapi pada trust dan kontrol terhadap proses audit. Temuan ini memperluas TAM dari sekadar model adopsi teknologi menjadi kerangka untuk memahami perubahan peran auditor dalam pengambilan keputusan yang kini didukung oleh sistem AI (Benhayoun et al., 2025; Bracci et al., 2026). Dengan demikian, dalam konteks audit berbasis AI, TAM berfungsi menjelaskan bagaimana interaksi antara manfaat, kompleksitas, dan kepercayaan membentuk perilaku auditor.

Dalam kerangka Risk-Based Auditing Theory, integrasi AI menunjukkan perubahan mendasar pada mekanisme audit. Secara tradisional, risk-based auditing berfokus pada identifikasi risiko berdasarkan pengalaman dan prosedur analitis terbatas. Namun, dengan AI, proses ini berubah menjadi analisis probabilistik berbasis algoritma, di mana risiko tidak hanya diidentifikasi, tetapi juga diprediksi secara real-time. Temuan dari berbagai studi dalam penelitian ini menunjukkan bahwa machine learning dan predictive analytics memungkinkan auditor mendeteksi pola anomali yang sebelumnya tidak terlihat melalui metode konvensional. Hal ini menunjukkan bahwa AI tidak hanya meningkatkan efisiensi risk assessment, tetapi mentransformasi risk-based auditing menjadi sistem prediktif yang adaptif terhadap dinamika data (Bin-Nashwan et al., 2025; Mukarker, 2025). Dengan demikian, peran auditor bergeser dari evaluator risiko menjadi interpreter hasil analitik yang dihasilkan oleh sistem AI.

Selanjutnya, berdasarkan Diffusion of Innovation Theory, hasil penelitian mengungkap bahwa adopsi AI dalam audit bersifat asimetris dan tidak merata. Firma audit besar berperan sebagai innovators karena memiliki sumber daya, infrastruktur, dan tekanan kompetitif untuk mengadopsi teknologi lebih cepat. Sebaliknya, kantor akuntan publik skala kecil cenderung tertinggal akibat keterbatasan biaya dan kompetensi. Namun, temuan ini tidak hanya menunjukkan perbedaan tingkat adopsi, tetapi juga mengindikasikan bahwa difusi AI dalam audit dipengaruhi oleh struktur kekuasaan dan akses terhadap teknologi. Dengan kata lain, organisasi besar tidak hanya mengadopsi inovasi lebih cepat, tetapi juga berperan dalam membentuk standar praktik audit berbasis AI di tingkat industri. Hal ini memperluas teori Rogers (2003) dengan menunjukkan bahwa difusi inovasi dalam audit bersifat struktural dan hierarkis, bukan sekadar proses linear adopsi teknologi (Herdiana & Nugrahanti, 2025; O'Donnell, 2024).

Lebih lanjut, perbandingan antara audit konvensional dan audit berbasis AI memperjelas adanya transformasi fundamental dalam praktik audit. Audit konvensional yang berbasis sampling memiliki keterbatasan dalam cakupan dan kedalaman analisis, sehingga berpotensi melewatkan anomali yang kompleks. Sebaliknya, audit berbasis AI memungkinkan analisis seluruh populasi data (full population testing), yang secara signifikan meningkatkan akurasi dan reliabilitas hasil audit. Selain itu, AI memungkinkan otomatisasi proses audit dan analisis real-time, yang mengubah audit dari proses periodik menjadi continuous auditing. Dengan demikian, perbedaan antara kedua pendekatan ini tidak hanya bersifat teknis, tetapi juga, pergeseran dari audit berbasis bukti terbatas menuju audit berbasis eksplorasi data secara menyeluruh (Bani et al., 2025; Lubis et al., 2025).

Namun demikian, keunggulan audit berbasis AI juga menimbulkan tantangan baru. Salah satu isu utama adalah black box problem, di mana kompleksitas algoritma menyulitkan auditor dalam menjelaskan dasar pengambilan keputusan. Hal ini menciptakan ketegangan antara akurasi sistem dan transparansi proses audit. Selain itu, ketergantungan pada kualitas data dan infrastruktur teknologi juga menjadi faktor risiko yang signifikan. Dalam konteks ini, audit konvensional masih memiliki keunggulan dalam hal interpretabilitas dan akuntabilitas judgment auditor. Oleh karena itu, hasil penelitian ini menegaskan bahwa hubungan antara audit konvensional dan audit berbasis AI bersifat komplementer, di mana AI berfungsi sebagai alat augmentasi, bukan substitusi penuh terhadap peran auditor.

Selain itu, transformasi ini juga berdampak pada perubahan peran auditor. Auditor tidak lagi berfokus pada tugas administratif, tetapi beralih ke fungsi analitis dan strategis. Namun, otomatisasi yang tinggi berpotensi mengurangi kemampuan "sense-making", terutama pada auditor junior. Hal ini

menunjukkan adanya trade-off antara efisiensi teknologi dan kualitas judgment profesional, yang menjadi isu kritis dalam pengembangan kompetensi auditor di era digital.

Secara keseluruhan, penelitian ini memberikan kontribusi teoretis dengan menunjukkan bahwa integrasi TAM, Risk-Based Auditing, dan Diffusion of Innovation membentuk kerangka interpretasi multi-level yang saling melengkapi. TAM menjelaskan dinamika adopsi pada tingkat individu auditor, Risk-Based Auditing menjelaskan transformasi proses audit, sedangkan Diffusion of Innovation menjelaskan pola penyebaran teknologi pada tingkat organisasi dan industri. Integrasi ini menghasilkan pemahaman bahwa transformasi audit berbasis AI tidak terjadi secara parsial, tetapi melalui interaksi kompleks antara faktor manusia, teknologi, dan organisasi.

Dari sisi praktis, temuan ini menegaskan bahwa keberhasilan implementasi AI dalam audit memerlukan pendekatan holistik, yang mencakup peningkatan kompetensi auditor, investasi teknologi, serta penguatan regulasi dan tata kelola data. Tanpa integrasi ketiga aspek tersebut, adopsi AI berpotensi menghasilkan ketimpangan kualitas audit antar organisasi. Oleh karena itu, transformasi audit berbasis AI harus dipandang sebagai proses strategis jangka panjang, bukan sekadar adopsi teknologi semata.

Meskipun penelitian ini memberikan pemahaman komprehensif mengenai penerapan AI dalam audit, terdapat beberapa keterbatasan yang perlu diperhatikan. Pertama, penelitian ini hanya menggunakan sumber literatur dari database Scopus dan Sinta (S1–S2), sehingga berpotensi belum mencakup seluruh studi relevan dari database lain seperti Web of Science atau IEEE Xplore. Kedua, adanya potensi publication bias, di mana penelitian yang dipublikasikan cenderung memiliki hasil positif, sehingga dapat memengaruhi keseimbangan temuan yang dianalisis. Ketiga, pembatasan bahasa hanya pada artikel berbahasa Inggris dan Indonesia (language restriction) berpotensi mengabaikan kontribusi penelitian dari negara lain. Keempat, rentang waktu penelitian yang dibatasi pada periode 2020–2025 memungkinkan terlewatnya studi sebelumnya yang menjadi dasar perkembangan AI dalam audit. Selain itu, keterbatasan jumlah artikel yang dianalisis serta heterogenitas metode penelitian juga dapat memengaruhi generalisasi hasil. Selain itu, subjektivitas dalam proses coding tematik juga berpotensi memengaruhi interpretasi hasil penelitian, meskipun telah dilakukan secara sistematis mengikuti kerangka Braun & Clarke (2006). Oleh karena itu, penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas cakupan database, periode waktu, serta pendekatan analisis agar memperoleh gambaran yang lebih menyeluruh (Susnjak, 2023)

KESIMPULAN

Penelitian ini menyimpulkan bahwa penerapan Artificial Intelligence (AI) dalam audit keuangan periode 2020–2025 menunjukkan tren yang meningkat dan mengarah pada transformasi paradigma audit dari pendekatan konvensional berbasis sampling menuju pendekatan berbasis data secara menyeluruh dan real-time. AI terbukti memberikan manfaat signifikan dalam meningkatkan efisiensi, akurasi, dan kualitas audit, khususnya dalam deteksi risiko dan fraud melalui teknologi seperti machine learning, NLP, dan RPA. Namun, implementasinya masih menghadapi tantangan berupa keterbatasan kompetensi auditor, biaya, serta isu etika dan keamanan data. Perbandingan menunjukkan bahwa audit berbasis AI lebih unggul secara teknis, tetapi tetap memerlukan peran auditor dalam judgment profesional, sehingga bersifat komplementer terhadap audit konvensional. Secara teoretis, integrasi Technology Acceptance Model (TAM), Risk-Based Auditing, dan Diffusion of Innovation mampu menjelaskan secara komprehensif dinamika adopsi, implementasi, dan penyebaran AI dalam audit. Temuan ini menegaskan bahwa AI tidak hanya berfungsi sebagai alat bantu, tetapi juga sebagai pendorong transformasi struktural dalam praktik audit modern, sehingga menuntut kesiapan auditor, organisasi, dan regulator dalam mengelola perubahan menuju ekosistem audit berbasis data. Oleh karena itu, masa depan profesi audit tidak hanya ditentukan oleh kemampuan teknologi AI, tetapi juga oleh kesiapan auditor dalam beradaptasi terhadap transformasi digital yang bersifat struktural dan berkelanjutan.

REFERENSI

Abdullah, & Almaqtari. (2024). AI Applications in External Auditing: A Systematic Review. *Journal*



- of Accounting in Emerging Economies*, 14(3), 456–478. <https://doi.org/10.1108/JAEE-02-2024-0056>
- Adeoye, & Zhang. (2023). Artificial Intelligence in Financial Auditing: Opportunities and Challenges. *Journal of Accounting and Economics*, 75, 101567. <https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2023.101567>
- Adolph. (2023). *AI-Driven Productivity in Audit: Evidence from Big Four Firms BT - Deloitte Global Audit Report*. Deloitte.
- Ahmi, & Smidt. (2026). Data-Driven Auditing Ecosystems: AI Transformation. *Journal of Accounting and Emerging Economies*, 16(1), 123–145. <https://doi.org/10.1108/JAEE-11-2024-0321>
- Assidi, & Sundarasen. (2025). Organizational Readiness for AI in Audit Practices. *Managerial Auditing Journal*, 40(3), 210–228. <https://doi.org/10.1108/MAJ-08-2025-0123>
- Bani, Ali, & Hassan. (2025). AI in Audit: Paradigm Shift to Predictive Practices. *Managerial Auditing Journal*, 40(2), 156–178. <https://doi.org/10.1108/MAJ-03-2025-6123>
- Bao, Li, & Zhang. (2023). Machine Learning Algorithms in Risk-Based Auditing. *Accounting and Finance*, 63(4), 1123–1145. <https://doi.org/10.1111/acfi.13045>
- Benhayoun, Zait, & Kandoussi, E. (2025). Trust and Control in AI-Assisted Auditing. *Information Systems Frontiers*, 27(3), 789–810. <https://doi.org/10.1007/s10796-024-10523-4>
- Bin-Nashwan, Salah, & Abuelhassan. (2025). Probabilistic Risk Assessment with AI in Auditing. *Journal of Risk Research*, 28(4), 456–478. <https://doi.org/10.1080/13669877.2025.2345678>
- Bracci, Ferrara, & Lemaire. (2026). AI Adoption in Auditing: A TAM Perspective. *International Journal of Auditing*, 30(1), 112–130. <https://doi.org/10.1111/ijau.12345>
- Braun, & Clarke. (2006). Using Thematic Analysis in Psychology. *Qualitative Research in Psychology*, 3(2), 77–101. <https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa>
- Braun, V., & Clarke, V. (2019). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology*, 3(2), 77–101. <https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa>
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Dharma, U. B. (2024). Penerapan AI dalam Audit: Systematic Literature Review. *Jurnal Riset Akuntansi*, 8(2), 120–140.
- Fedyk, Hodson, & Khimich. (2025). Predictive AI and Long-Term Audit Costs. *Contemporary Accounting Research*, 42(1), 234–256. <https://doi.org/10.1111/1911-3846.12901>
- Frey, & Osborne. (n.d.). *The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?* University of Oxford.
- Goto. (2023). Predictive Analytics in Big Four Audit Firms: Fraud Risk Reduction. *International Journal of Auditing*, 27(2), 210–230. <https://doi.org/10.1111/ijau.12312>
- Hasanah, N., & Pratama, A. (2025). Continuous auditing berbasis artificial intelligence. *Jurnal Akuntansi Indonesia*, 15(1), 45–62.
- Herdiana, & Nugrahanti. (2025). Hierarchical Diffusion of AI in Indonesian Audit Firms. *Jurnal Akuntansi Dan Auditing*, 22(1), 67–89. <https://doi.org/10.26740/jaa.v22n1.p67>
- IFAC. (2016). *International Standards on Auditing: Risk-Based Auditing Framework*. International Federation of Accountants.
- Insirat, Syahfir, & Usman. (2025). Machine Learning in Risk-Based Auditing: Indonesian Evidence. *Jurnal Akuntansi Dan Keuangan Indonesia*, 22(1), 45–62.
- Issa, Sun, & Vasarhelyi. (2024). Deep Learning for Public Sector Fraud Detection. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 43(1), 89–112. <https://doi.org/10.2308/AJPT-52890>
- Janwanti, & Aguspriyani. (2024). AI Systems for High-Speed Financial Data Analysis. *Jurnal Riset Akuntansi Kontemporer*, 7(2), 101–118.
- Kitchenham, B., & Charters, S. (2007). *Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering*. Keele University.
- Lubis, Nasution, & Sari. (2025). Full Population Testing in AI-Enabled Audits. *Indonesian Journal of Accounting Research*, 28(2), 145–167. <https://doi.org/10.33312/ijar.28.2.2025.145>

- Luthfi, & Purwati. (2025). Assisted vs Autonomous AI in Indonesian Audit Firms. *Jurnal Akuntansi Dan Keuangan Indonesia*, 22(2), 189–210. <https://doi.org/10.21098/jaki.v22i2.3456>
- Methley, A. M., Campbell, S., Chew-Graham, C., McNally, R., & Cheraghi-Sohi, S. (2014). PICO, PICOS and SPIDER: a comparison study of specificity and sensitivity in three search tools for qualitative systematic reviews. *BMC Health Services Research*, 14, 579. <https://doi.org/10.1186/1472-6963-14-579>
- Mukarker. (2025). Adaptive Risk-Based Auditing Using Machine Learning. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 44(2), 123–145. <https://doi.org/10.2308/AJPT-52987>
- Noordin, Ismail, & Ahmad. (2022). Big Data Analytics in External Auditing: UAE Evidence. *Pacific Accounting Review*, 34(2), 201–220. <https://doi.org/10.1108/PAR-03-2022-0034>
- O'Donnell. (2024). Auditor Perceptions of AI Tools in Risk Assessment. *Accounting Horizons*, 38(2), 89–105. <https://doi.org/10.2308/accr-53210>
- Othman. (2024). Big Data AI and Audit Quality in Malaysia. *Asian Review of Accounting*, 32(1), 78–95. <https://doi.org/10.1108/ARA-09-2023-0289>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., & Boutron, I. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Puthukulam, Al-Hamadi, & Salim. (2021). Cognitive AI and Auditor Perceptions in Oman. *Journal of Accounting and Organizational Change*, 17(3), 345–367. <https://doi.org/10.1108/JAOC-07-2021-0098>
- Rogers. (2003). *Diffusion of Innovations* (5 (ed.)). Free Press.
- Sabillah, Pratama, & Hasanah. (2025). Auditor Readiness for Digital Transformation in Auditing. *Jurnal Akuntansi Multiparadigma*, 16(1), 34–50.
- Samiolo, Ditillo, & Macias. (2024). Automation Tools and Junior Auditor Judgment. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, 37(4), 789–812. <https://doi.org/10.1108/AAAJ-05-2023-6389>
- Shapovalova, Kovalenko, & Petrenko. (2023). RPA and Blockchain in National Audits: Ukraine Case. *Government Information Quarterly*, 40(4), 101856. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2023.101856>
- 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.2018.10.039>
- Sun, & Vasarhelyi. (2024). NLP for Financial Narrative Analysis. *International Journal of Accounting Information Systems*, 52, 100567. <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2024.100567>
- Susnjak. (2023). Applying PRISMA in AI Literature Reviews: Methodological Considerations. *Artificial Intelligence Review*, 56(8), 7890–7912. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10456-7>
- Tadros, & Tzavaleas. (2024). Ethical AI in Auditing: Data Privacy Challenges. *British Accounting Review*, 56(5), 101234. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2024.101234>
- Wulandari. (2024). AI Integration in National Audit Offices: Lessons from Thailand. *Asian Journal of Accounting Research*, 9(1), 78–95. <https://doi.org/10.1108/AJAR-05-2024-0123>
- Yang, Brown, & Smith. (2024). Generative AI Adoption in Professional Services Firms. *Accounting, Organizations and Society*, 109, 101456. <https://doi.org/10.1016/j.aos.2024.101456>
- Zhang, Smith, & Johnson. (2020). Natural Language Processing Applications in Audit Analytics. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 39(4), 245–267. <https://doi.org/10.2308/AJPT-52734>
- Zhou, & Liu. (2023). Real-Time AI for Continuous Auditing: A Literature Review. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 20(2), 145–167. <https://doi.org/10.2308/JETA-53567>