

Trustworthy Artificial Intelligence dalam Internal auditing: Systematic Literature Review dan Kerangka Pengembangan Masa Depan

Oleh :

Rafiqa Hastharita¹

Universitas Negeri Makassar, Kota Makassar, Sulawesi Selatan,
Indonesia

rafiqa.hastharita@unm.ac.id

Nadya Annisa Nasruddin²

Universitas Negeri Makassar, Kota Makassar, Sulawesi Selatan,
Indonesia

nadya.annisa@unm.ac.id

Arif Rahman Hasdik³

Universitas Negeri Makassar, Kota Makassar, Sulawesi Selatan,
Indonesia

arif.rahman@unm.ac.id

Co Author * nadya.annisa@unm.ac.id

Info Artikel :

Diterima : 2 September 2026

Direview : 28 September 2026

Disetujui : 13 Oktober 2026

Diterbitkan: 1 November 2026

ABSTRACT

This study aims to map the discussion of Trustworthy Artificial Intelligence (TAI) in internal auditing research. A qualitative approach using a Systematic Literature Review (SLR) guided by PRISMA 2020 was employed to examine articles indexed in Scopus within the 2016–2026 search window. A total of 44 articles met the inclusion criteria, all of which were published between 2020 and 2026. The data were analyzed descriptively and thematically, focusing on publication trends, AI technologies, audit domains, and TAI dimensions. The reviewed literature indicates that AI is increasingly discussed as a tool to support anomaly and fraud detection. Meanwhile, discussions of trustworthiness primarily focus on accountability and governance (65.9% of articles) and transparency and explainability (59.1%), with considerably less attention given to fairness and ethics (15.9%) and human oversight (9.1%). These findings suggest that the literature remains fragmented between technical performance and non-technical governance aspects. This study provides an integrated mapping of AI technologies, audit domains, and TAI dimensions, distinguishes between auditing with AI and auditing of AI, and proposes a research agenda toward continuous AI assurance. As a review of published studies, the findings reflect the current state of the literature rather.

Keywords: Artificial intelligence, Internal Auditing, PRISMA 2020, Systematic Literature Review, Trustworthy AI

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan memetakan pembahasan *Trustworthy Artificial Intelligence* (TAI) dalam penelitian audit internal. Pendekatan kualitatif dengan *Systematic Literature Review* (SLR) berpedoman PRISMA 2020 diterapkan pada artikel terindeks Scopus (jendela pencarian tahun 2016–2026); 44 artikel memenuhi kriteria inklusi, seluruhnya terbit pada tahun 2020–2026. Data dianalisis secara deskriptif dan tematis pada tren publikasi, teknologi AI, domain audit, dan dimensi TAI. Literatur yang ditinjau menunjukkan bahwa AI semakin banyak dibahas untuk mendukung deteksi anomali dan kecurangan, sementara pembahasan *trustworthiness* terpusat pada akuntabilitas/tata kelola (65,9% artikel) dan transparansi/*explainability* (59,1%), dengan perhatian jauh lebih kecil pada *fairness*/etika (15,9%) dan pengawasan manusia

(9,1%). Literatur dengan demikian masih terfragmentasi antara kinerja teknis dan tata kelola nonteknis. Penelitian ini memberi pemetaan terintegrasi antara teknologi AI, domain audit, dan dimensi TAI, membedakan *auditing with AI* dari *auditing of AI*, serta mengusulkan agenda riset menuju *continuous AI assurance*. Sebagai kajian atas studi terpublikasi, temuan menggambarkan keadaan literature.

Kata Kunci: Audit internal, Kecerdasan Buatan, PRISMA 2020, *Systematic Literature Review*, *Trustworthy AI*

PENDAHULUAN

Artificial Intelligence (AI) telah berkembang pesat dan menjadi salah satu teknologi yang mendorong transformasi digital di berbagai sektor. Kemampuan AI dalam mengolah data dalam jumlah besar, mengenali pola, serta menghasilkan prediksi secara cepat telah dimanfaatkan untuk meningkatkan efisiensi pekerjaan dan mendukung pengambilan keputusan berbasis data. Perkembangan teknologi seperti *machine learning*, *deep learning*, *natural language processing*, dan *generative AI* semakin memperluas penerapan AI pada berbagai bidang, termasuk kesehatan, pendidikan, manufaktur, sektor publik, dan layanan keuangan (Dwivedi et al., 2023; UNESCO, 2021). Pertumbuhan ini diperkuat oleh lonjakan adopsi AI di tingkat organisasi yang mencapai 72% secara global (McKinsey, 2024), serta peningkatan investasi swasta pada AI generatif yang melampaui US\$25,2 miliar (Stanford AI, 2024). Namun, laporan AI Incident Database (2024) mencatat kenaikan insiden risiko AI seperti bias algoritma, kebocoran data, hingga kesalahan prediksi sebesar lebih dari 300% dalam tiga tahun terakhir. Seiring dengan meningkatnya adopsi AI serta ketatnya regulasi seperti EU AI Act dan NIST AI Risk Management Framework, organisasi tidak hanya dituntut untuk memanfaatkan teknologi tersebut secara optimal, tetapi juga memastikan bahwa sistem AI memiliki tata kelola yang baik, transparan, aman, dan bertanggung jawab agar mampu menghasilkan keputusan yang dapat dipercaya (NIST, 2024; OECD, 2024).

Perkembangan tersebut turut mentransformasi profesi auditing dengan meningkatkan efisiensi, efektivitas, dan kualitas proses audit. AI digunakan untuk mengotomatisasi prosedur audit yang repetitif, menganalisis data keuangan maupun nonkeuangan dalam skala besar, mendeteksi anomali dan kecurangan (*fraud*), mendukung audit berkelanjutan (*continuous auditing*), serta memperkuat penilaian risiko. Perkembangan teknologi seperti *Generative AI*, *Explainable AI* (XAI), *Knowledge Graphs*, dan *Intelligent Auditing Systems* semakin memperluas

kemampuan auditor dalam melaksanakan tugas analitis dan mendukung pengambilan keputusan. Kondisi ini perlahan mengubah peran auditor dari sekadar pelaksana verifikasi rutin menjadi mitra strategis yang memberi kepastian, konsultasi, serta nilai tambah nyata lewat pemanfaatan teknologi (Binh, 2025; Colapinto et al., 2026; Li & Goel, 2025; Libby & Witz, 2025; Peng & Tian, 2023; Zhong & Goel, 2024).

Namun, penggunaan AI dalam auditing juga menghadirkan berbagai tantangan teknis, etis, dan tata kelola (Murikah et al., 2024). Banyak model AI beroperasi sebagai sistem *black box* yang menyulitkan auditor dan pemangku kepentingan dalam memahami bagaimana suatu keputusan dihasilkan (Mökander & Floridi, 2021). Selain itu, isu bias algoritma, keterbatasan transparansi dan *explainability*, akuntabilitas, serta keamanan siber menimbulkan kekhawatiran terhadap reliabilitas dan kredibilitas proses audit berbasis AI (Faccia, 2026; Koshiyama et al., 2024). Tantangan tersebut menjadi semakin penting dalam *internal auditing* karena hasil audit digunakan sebagai dasar dalam mengevaluasi tata kelola, manajemen risiko, dan efektivitas pengendalian internal (Carroll, 2025). Oleh karena itu, kebutuhan untuk memastikan bahwa AI menghasilkan keputusan yang dapat dipertanggungjawabkan, transparan, adil, dan dapat diawasi menjadi perhatian penting dalam pengembangan AI untuk auditing (Graves & Ratti, 2025).

Seiring makin dalamnya integrasi AI dalam operasional dan strategi organisasi, peran audit internal pun bergeser melampaui fungsi pengawasan tradisional. Kini, auditor internal dituntut mengevaluasi tata kelola, manajemen risiko, serta pengendalian pada sistem berbasis kecerdasan buatan itu sendiri (Almaqtari, 2024; Colapinto et al., 2026). Peran ini tidak lagi sebatas menguji efektivitas pengendalian internal, melainkan memberikan kepastian (*assurance*) yang independen mengenai keandalan, transparansi, akuntabilitas, serta etika penggunaan AI di dalam organisasi (Graves & Ratti,

2025; Li & Goel, 2025). Pergeseran ini menuntut kompetensi baru dari auditor khususnya dalam menilai keputusan algoritmik, tata kelola AI, kualitas data, hingga kepatuhan terhadap etika audit (Koshiyama et al., 2024; Libby & Witz, 2025). Pada akhirnya, kehadiran AI tidak sekadar mengubah cara kerja auditor, tetapi juga memperluas tanggung jawab audit internal untuk memastikan bahwa teknologi yang digunakan organisasi benar-benar dapat dipercaya.

Dalam konteks ini, *Trustworthy Artificial Intelligence* (TAI) hadir sebagai pendekatan dalam merancang dan menerapkan AI yang berfokus pada keandalan, transparansi, *explainability*, keadilan, akuntabilitas, keamanan, serta pengawasan manusia di sepanjang siklus hidupnya (European Union, 2024; NIST, 2024). Urgensi penerapan TAI semakin menguat seiring dengan meningkatnya kebutuhan pemangku kepentingan akan kepastian bahwa risiko algoritmik tidak mengancam keberlanjutan organisasi. Prinsip-prinsip tersebut menjadi pijakan konseptual untuk menilai apakah suatu sistem AI tidak hanya presisi secara teknis, tetapi juga dapat dipertanggungjawabkan secara etis. Bagi audit internal, TAI sangat relevan karena auditor dituntut melihat melampaui efektivitas teknologi yakni meneliti bagaimana sistem AI dirancang, dioperasikan, dikendalikan, hingga diawasi. Dengan mengintegrasikan prinsip TAI ke dalam fungsi audit internal, auditor dapat secara komprehensif menilai risiko algoritmik, integritas data, transparansi keputusan, serta efektivitas

pengawasan manusia. Pada akhirnya, TAI menjadi kerangka kerja strategis untuk memperkuat tata kelola organisasi, memitigasi risiko penerapan AI, dan membangun kepercayaan pemangku kepentingan terhadap keputusan berbasis AI (Colapinto et al., 2026; Zhong & Goel, 2024).

Namun demikian, meskipun literatur mengenai AI dalam auditing, tata kelola AI, *Trustworthy AI*, dan *internal auditing* terus berkembang, penelitian yang tersedia masih menunjukkan fragmentasi dalam fokus dan perspektif disipliner. Sebagian penelitian berfokus pada pengembangan teknis AI untuk auditing, seperti *fraud detection*, *anomaly detection*, *intelligent auditing*, dan *continuous auditing* (Nonnenmacher & Gómez, 2021; Peng & Tian, 2023; Wang, 2024). Penelitian lainnya menekankan aspek etika dan tata kelola AI, termasuk transparansi, *explainability*, *fairness*, akuntabilitas, dan *algorithm auditing* (Carroll, 2025; Koshiyama et al., 2024; Mökander & Floridi, 2021; Murikah et al., 2024). Sementara itu, penelitian mengenai *internal auditing* lebih banyak membahas efektivitas audit, tata kelola, dan kinerja organisasi tanpa secara eksplisit mengintegrasikan prinsip-prinsip TAI ke dalam praktik *internal auditing* (Akukumah & Hilton, 2026; Handoyo, 2024; Hazaea et al., 2025). Fragmentasi tersebut menyebabkan belum terbentuknya pemahaman yang komprehensif mengenai hubungan antara perkembangan teknologi AI, penerapan AI pada berbagai domain audit, dan dimensi *Trustworthy AI* dalam konteks *internal auditing*.

Tabel 1. Perbandingan dengan Tinjauan Terdahulu

Studi	Fokus dan cakupan	Belum mencakup	Posisi penelitian ini
Nonnenmacher & Gómez (2021)	Tinjauan literatur deteksi anomali tak-terawasi untuk audit internal	Dimensi TAI; audit atas AI	Menghubungkan teknologi dengan dimensi TAI
Mökander (2023)	Tinjauan kerangka hukum, etika, dan teknis audit atas AI	Penerapan spesifik pada fungsi internal auditing dan pemetaan domain audit	Memfokuskan TAI pada konteks fungsi dan domain audit internal
Murikah et al. (2024)	Tinjauan sistematis bias dan etika AI dalam auditing	Pemetaan teknologi dan domain audit internal secara terintegrasi	Memetakan tiga lapisan sekaligus
Binh (2025)	Tinjauan komprehensif AI dalam auditing	Fokus audit internal dan kerangka TAI	Memusatkan pada audit internal dan TAI
Hazaea et al. (2025); Handoyo (2024)	Tinjauan sistematis/bibliometrik audit internal	Peran AI dan kerangka TAI	Menambah lensa AI dan TAI pada audit internal

Sumber: Data diolah oleh Penulis (2026)

Kesenjangan penelitian dirumuskan pada tiga level. Pertama, *knowledge gap*: belum diketahui bagaimana teknologi AI tertentu (misalnya *machine*

learning, XAI, dan *Generative AI*) berkaitan dengan domain audit tertentu dan dimensi trustworthiness tertentu, karena tinjauan terdahulu memetakan

ketiganya secara terpisah (Tabel 1). Kedua, *empirical gap*: bukti empiris tentang interaksi auditor dengan sistem AI dalam praktik nyata masih terbatas dan belum disintesis dari sudut pandang TAI. Ketiga, *governance gap*: perhatian literatur tampak tidak seimbang antara akuntabilitas dan *explainability* di satu sisi, serta *fairness* dan pengawasan manusia di sisi lain. Ketiga hal ini penting bagi asurans audit internal, sebab auditor internal dituntut memberi keyakinan independen atas AI yang digunakan organisasi, sementara dasar bukti mengenai dimensi kepercayaan mana yang sudah dan belum dikaji belum terpetakan.

Berbeda dengan studi terdahulu yang memisahkan penerapan teknis AI dalam audit dari pembahasan TAI dalam perspektif etika dan tata kelola, penelitian ini mengintegrasikan tiga lapisan: teknologi AI, domain audit, dan dimensi TAI, serta membedakan dua peran AI dalam audit internal, yaitu sebagai alat audit (*auditing with AI*) dan sebagai objek audit (*auditing of AI*). Kontribusi penelitian ini adalah pemetaan silang ketiga lapisan tersebut dan kerangka agenda riset yang diturunkan

Berdasarkan latar belakang dan kesenjangan penelitian yang telah diuraikan, rumusan masalah dalam penelitian ini adalah bagaimana tren publikasi dan karakteristik penelitian mengenai *Trustworthy Artificial Intelligence* dalam konteks *internal auditing*; teknologi dan pendekatan AI apa yang diterapkan dalam mendukung maupun menjadi objek *internal auditing*; domain audit apa saja yang menjadi fokus utama dalam penerapan kecerdasan buatan; dimensi *Trustworthy AI* apa saja yang dibahas dan diintegrasikan dalam literatur *internal auditing*; apa saja kesenjangan penelitian dan peluang riset mendatang pada persilangan antara *Trustworthy AI* dan *internal auditing*.

Guna menjembatani kesenjangan tersebut, penelitian ini menerapkan *Systematic Literature Review* (SLR) untuk mensintesis secara terstruktur perkembangan riset *Trustworthy Artificial Intelligence* dalam audit internal. Secara spesifik, penelitian ini bertujuan untuk: (1) memetakan tren publikasi beserta karakteristik penelitiannya, (2) mengidentifikasi teknologi, pendekatan, maupun kerangka AI yang diterapkan dalam audit, (3) memetakan domain audit yang menjadi fokus utama penerapan AI, (4) menganalisis dimensi TAI yang dikaji dalam literatur, serta (5) menyingkap kesenjangan dan peluang riset pada titik temu antara TAI dan audit internal. Seluruh proses peninjauan berpedoman pada standar *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*

(PRISMA) 2020 untuk menjamin proses pencarian, seleksi, hingga analisis literatur berjalan secara sistematis dan transparan.

Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi terhadap pengembangan literatur dan praktik *internal auditing* berbasis AI. Secara akademis, penelitian ini memberikan sintesis mengenai hubungan antara teknologi AI, pendekatan atau kerangka AI, domain audit, dan dimensi TAI, sehingga dapat memperjelas perkembangan serta arah penelitian pada bidang tersebut. Secara praktis, hasil penelitian dapat menjadi referensi bagi auditor internal dan organisasi dalam memahami aspek keandalan, transparansi, akuntabilitas, *explainability*, keamanan, dan tata kelola yang perlu diperhatikan dalam penerapan AI. Selain itu, pemetaan penelitian yang telah dilakukan dapat membantu mengidentifikasi area yang masih kurang diteliti dan memberikan arah bagi penelitian selanjutnya dalam mengembangkan penerapan TAI pada fungsi *internal auditing*.

KAJIAN PUSTAKA

Trustworthy Artificial Intelligence

Trustworthy Artificial Intelligence (TAI) merupakan konsep yang menekankan bahwa sistem kecerdasan buatan tidak hanya dituntut unggul secara teknis, tetapi juga wajib memenuhi aspek keamanan, keadilan, transparansi, *explainability*, dan akuntabilitas (Floridi & Cowls, 2019; Thiebes et al., 2021). Berbagai kerangka kerja global telah merumuskan dimensi TAI, seperti European Commission High-Level Expert Group on AI (2019) yang menggarisbawahi prinsip *lawful*, *ethical*, dan *robust*, serta standar NIST (2024) yang mengidentifikasi tujuh karakteristik utama mencakup keandalan, keselamatan, keamanan, transparansi, keterjelasan, privasi, dan keadilan. Karakteristik multidimensional ini mengonfirmasi bahwa *trustworthiness* mencakup aspek teknis, etis, hingga tata kelola (Kowald et al., 2024). Dalam penelitian ini, TAI ditempatkan sebagai kacamata konseptual (*conceptual lens*) berbasis kerangka NIST (2024) dan literatur etika AI (Mökander & Floridi, 2021; OECD, 2024) untuk menganalisis dimensi kepercayaan AI dalam konteks *internal auditing*.

Artificial Intelligence dalam Internal auditing

Pemanfaatan AI dalam *auditing* mencakup berbagai pendekatan seperti *machine learning*, *deep learning*, *natural language processing*, *predictive analytics*, hingga *generative AI* untuk mendukung aktivitas deteksi kecurangan, analisis anomali,

penilaian risiko, dan *continuous auditing* (Fedyk et al., 2022). Dalam fungsi *internal auditing*, AI memiliki peran ganda yang saling berkaitan (Mökander, 2023; The IIA, 2024), yaitu AI sebagai Alat Audit (*AI for Auditing*): AI berfungsi sebagai alat bantu untuk meningkatkan efisiensi, pemrosesan data skala besar, dan akurasi analisis risiko auditor; AI sebagai Objek Audit (*Auditing AI*): AI bertindak sebagai objek evaluasi di mana auditor internal menilai tata kelola, manajemen risiko, integritas data, algoritma, serta pengendalian sistem AI yang digunakan organisasi (The IIA, 2024).

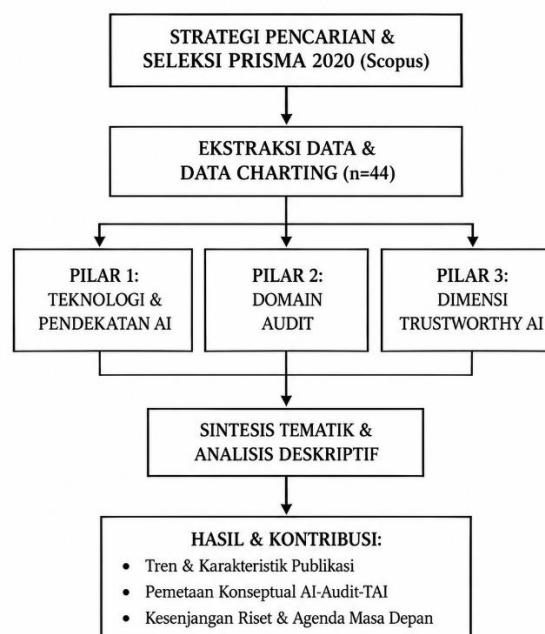
Trustworthy Artificial Intelligence dalam Internal auditing

Integrasi TAI dalam *internal auditing* menghubungkan penggunaan teknologi AI dengan kebutuhan *assurance* dan tata kelola organisasi (Mökander & Floridi, 2021). Melalui pendekatan *ethics-based auditing* dan kerangka *AI Auditing Framework* dari The IIA (2024), auditor internal tidak hanya menilai akurasi teknis keluaran AI, tetapi juga menguji transparansi, *explainability*, *fairness*, privasi, keamanan, serta mekanisme pengawasan manusia

(*human oversight*). Meskipun demikian, literatur saat ini masih terfragmentasi: kajian *internal audit* cenderung berfokus pada pemanfaatan alat teknis, sementara literatur TAI lebih banyak membahas etika dan tata kelola secara teoritis (Mökander, 2023; Wassie & Lakatos, 2024). Oleh karena itu, SLR ini memposisikan diri untuk mengintegrasikan secara simultan antara teknologi AI, domain audit, dan dimensi TAI dalam satu kerangka sintesis yang komprehensif.

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini mengadopsi metode *Systematic Literature Review* (SLR) dengan mengacu pada standar *Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses* (PRISMA) 2020 (Page et al., 2021). Metode SLR dipilih untuk menjamin bahwa alur penelusuran, penyaringan, penilaian kelayakan, dan ekstraksi literatur terkait *Trustworthy Artificial Intelligence* (TAI) dalam *internal auditing* dilakukan secara sistematis, transparan, dan dapat direplikasi. Tahapan operasional dan keterkaitan antar elemen dalam penelitian ini dirangkum ke dalam Kerangka Pemikiran SLR pada Gambar 1.



Sumber: Data diolah oleh penulis (2026)

Gambar 1. Kerangka Pemikiran Systematic Literature Review (SLR)

Prosedur pencarian literatur memanfaatkan basis data Scopus dengan kata kunci utama yang menggabungkan kombinasi *Trustworthy Artificial Intelligence*, *Internal Auditing*, *Intelligent Auditing*,

dan *AI Governance*. Artikel yang terjaring diseleksi melalui empat tahapan utama PRISMA 2020, yaitu *identification*, *screening*, *eligibility*, dan *included studies* berdasarkan kriteria inklusi dan eksklusi yang

ketat (misalnya artikel jurnal *peer-reviewed* Q1–Q4 dan relevansi dengan fokus audit internal).

Artikel akhir yang memenuhi kriteria selanjutnya dianalisis melalui tahapan *data extraction* dan *data charting* untuk mengidentifikasi karakteristik publikasi, pendekatan/teknologi AI, domain penerapan audit, serta dimensi TAI seperti *transparency*, *explainability*, *accountability*, *robustness*, *fairness*, dan *human oversight*. Data yang diekstraksi kemudian diolah menggunakan analisis deskriptif untuk memetakan tren publikasi dan sintesis tematik guna mengungkap pola interaksi antarvariabel, *research gaps*, serta merumuskan agenda penelitian mendatang.

Strategi Pencarian dan Seleksi Literatur

Pencarian literatur dilakukan secara terstruktur pada tanggal 9 Juli 2026 berbasis basis data ilmiah Scopus sebagai basis data utama penarikan indeksasi. Untuk mendukung efisiensi dan transparansi alur kerja *Systematic Literature Review* (SLR), penelitian ini memanfaatkan perangkat lunak Watase Uake sebagai *software platform* atau alat bantu otomatisasi dalam melakukan penyaringan awal, pengorganisasian metadata, ekstraksi informasi, serta penyusunan diagram alir PRISMA 2020.

Strategi pencarian dirancang untuk menjaring artikel yang relevan dengan pemanfaatan kecerdasan buatan dalam auditing, khususnya pada fungsi audit internal dan *Trustworthy AI* (TAI). Agar proses penelusuran dapat direplikasi secara penuh, maka formulasi kueri pencarian (*exact search string*) yang dimasukkan ke dalam basis data Scopus melalui sistem adalah sebagai berikut: {TITLE-ABS-KEY(("Trustworthy Artificial Intelligence" OR "AI Governance") AND ("Internal Auditing" OR "Intelligent auditing" OR "AI and auditing"))}. Protokol seleksi mengacu pada pedoman PRISMA 2020 yang mencakup empat tahapan: *identification*, *screening*, *eligibility*, dan *included studies*. Tahapan operasional riset ini dirangkum ke dalam Kerangka Pemikiran SLR pada Gambar 1.

Pada tahap *identification*, pencarian awal pada basis data Scopus menggunakan protokol batas filter waktu publikasi 10 tahun terakhir (2016–2026). Batas awal 2016 ditetapkan secara sengaja sebagai *protocol baseline* untuk mengantisipasi dan menangkap seluruh potensi literatur pionir terkait kecerdasan buatan dalam audit. Pencarian awal ini berhasil menjaring 536 artikel. Dari jumlah tersebut, sebanyak 6 artikel dihapus karena duplikasi.

Selanjutnya, penyaringan awal membedakan dan mendefinisikan secara operasional tiga alasan pengeluaran artikel yaitu penyaringan Otomatis (*Automation Tools*): Sebanyak 133 artikel dikeluarkan oleh algoritma penyaring Watase Uake karena berjenis non-jurnal (seperti *conference proceedings*, *book series*, *editorial*, atau *trade journals*); kriteria Tier Jurnal: Sebanyak 21 artikel dikeluarkan karena terindeks di luar kriteria kuartil reputasi utama Scopus (di luar Q1–Q4); abstrak Tidak Memadai: Sebanyak 26 artikel dikeluarkan karena tidak memiliki teks abstrak lengkap (misal: *short notes*, *erratum*, atau abstrak terpotong) sehingga tidak memungkinkan untuk dinilai relevansinya pada tahap *screening* awal.

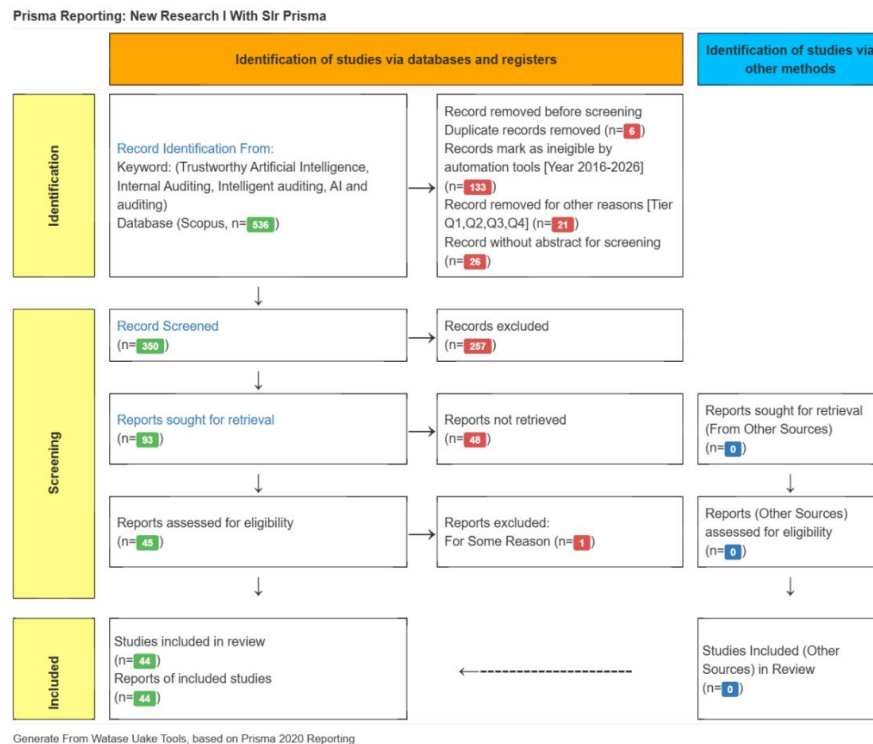
Berdasarkan 350 artikel yang dilanjutkan ke tahap *screening* judul dan abstrak, sebanyak 257 artikel dikeluarkan karena tidak memenuhi fokus substantif audit internal (seperti hanya membahas AI pada audit keuangan eksternal secara umum atau aplikasi AI teknis di luar bidang akuntansi/keuangan). Pada tahap penarikan dokumen utuh (*reports sought for retrieval*), terdapat 93 artikel yang dinilai. Dari jumlah tersebut, 48 artikel tidak berhasil diperoleh teks utuhnya (*reports not retrieved*) disebabkan oleh keterbatasan akses berlangganan (*paywall/non-open access*). Untuk mengantisipasi potensi bias ketersediaan (*availability bias*), peneliti telah melakukan berbagai upaya pencarian sekunder secara ekstensif, meliputi pencarian melalui Google Scholar, repositori universitas terbuka, hingga mengirimkan permintaan dokumen langsung (*author inquiry*) kepada penulis korespondensi. Namun, hingga batas akhir penarikan data, dokumen penuh dari 48 artikel tersebut tetap tidak dapat diakses secara legal. Guna membuktikan bahwa ketidaktersediaan ini tidak menimbulkan bias seleksi yang sistematis, dilakukan uji komparasi sebaran tahun dan kuartil antara 48 artikel yang gugur dengan artikel terpilih. Hasil analisis mengonfirmasi bahwa sebaran kedua kelompok berdistribusi serupa dan acak (didominasi oleh jurnal Q1/Q2 dan terbitan 2025–2026), sehingga tidak mengganggu validitas dan representativitas sampel.

Sebanyak 45 artikel penuh yang tersisa dievaluasi pada tahap *eligibility*, di mana 1 artikel dikeluarkan karena fokus studinya tidak mengeksplorasi dimensi TAI maupun peran spesifik audit internal. Dengan demikian, diperoleh 44 artikel final yang memenuhi seluruh kriteria inklusi dan dianalisis dalam *Systematic Literature Review* ini.

Perlu ditegaskan bahwa meskipun protokol pencarian awal menetapkan batas rentang tahun

2016–2026, hasil seleksi akhir berdasarkan kriteria inklusi substantif menunjukkan bahwa artikel yang relevan seluruhnya terbit pada rentang tahun 2020–2026 (dengan artikel tertua ditemukan terbit pada tahun 2020). Penemuan ini secara ilmiah mengonfirmasi bahwa diskursus *Trustworthy AI*

dalam fungsi audit internal merupakan domain penelitian yang baru berkembang pesat dan dikaji secara intensif dalam lima tahun terakhir. Rangkaian alur seleksi literatur ini disajikan secara transparan pada Diagram Alir PRISMA 2020 pada Gambar 2.



Sumber: Data diolah dari Watase Uake (2026)

Gambar 2. Skema Pencarian Literatur Menggunakan PRISMA

Kriteria Inklusi dan Eklusi

Kriteria kelayakan ditetapkan sebelum proses penyaringan untuk menjamin konsistensi seleksi artikel (Page et al., 2021). Artikel dimasukkan (*inclusion*) apabila berfokus pada penerapan AI dalam konteks *auditing*, memiliki keterkaitan dengan *internal auditing*, membahas dimensi TAI, terbit pada

rentang tahun publikasi 2020–2026, serta dipublikasikan pada jurnal bereputasi. Sebaliknya, artikel dikeluarkan (*exclusion*) jika berada di luar fokus audit internal, tidak memiliki abstrak/teks utuh, terbit di luar rentang tahun kajian, atau tidak memenuhi kriteria tier jurnal. Rincian kriteria disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Kriteria Inklusi dan Eksklusi

No.	Kriteria Inklusi	Kriteria Eksklusi
1	Artikel membahas AI dalam konteks auditing	Artikel tidak berkaitan dengan AI dan auditing
2	Memiliki keterkaitan dengan <i>internal auditing</i>	Fokus hanya pada bidang lain tanpa relevansi dengan audit internal
3	Artikel penelitian yang relevan dengan fokus SLR	Artikel tidak sesuai dengan fokus penelitian
4	Tersedia abstrak untuk proses screening	Artikel tanpa abstrak
5	Memenuhi kriteria tahun publikasi yang ditetapkan	Artikel di luar rentang tahun yang ditetapkan
6	Memenuhi kriteria kualitas publikasi yang ditetapkan	Artikel yang tidak memenuhi kriteria tier jurnal

Sumber: Data diolah oleh Penulis (2026)

Ekstraksi dan *Data Charting*, dan Analisis Data

Sebanyak 44 artikel terpilih dianalisis melalui tahap ekstraksi data (*data charting*). Informasi yang diekstraksi mencakup identitas publikasi (tahun, negara, jurnal), metode penelitian, jenis/pendekatan AI, domain *internal audit*, dimensi TAI, serta temuan utama penelitian.

Data yang terkumpul dianalisis menggunakan kombinasi analisis deskriptif dan sintesis tematik. Analisis deskriptif digunakan untuk memetakan frekuensi tren publikasi, sebaran geografis, kuartil jurnal, serta distribusi domain audit internal. Sementara itu, sintesis tematik digunakan untuk mengelompokkan dan menghubungkan tiga pilar utama: teknologi AI, domain penerapan audit (seperti

audit operasional, *AI governance*, *fraud detection*, *IT audit*, dan *continuous auditing*), serta dimensi TAI.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil

Karakteristik dan Tren Publikasi

Berdasarkan proses seleksi literatur, diperoleh 44 artikel yang memenuhi kriteria inklusi dan digunakan dalam *Systematic Literature Review*. Artikel-artikel tersebut dipetakan berdasarkan tahun publikasi, negara afiliasi penulis, dan kuartil jurnal untuk menggambarkan karakteristik dan perkembangan literatur mengenai *Artificial Intelligence* (AI), auditing, dan *Trustworthy AI*.

Tabel 3. Distribusi Artikel Berdasarkan Tahun Publikasi

Tahun	Jumlah	Persentase
2020	1	2,3%
2021	2	4,5%
2022	1	2,3%
2023	1	2,3%
2024	4	9%
2025	26	59%
2026	9	20,5%
Total	44	100%

Sumber: Data diolah oleh Penulis (2026)

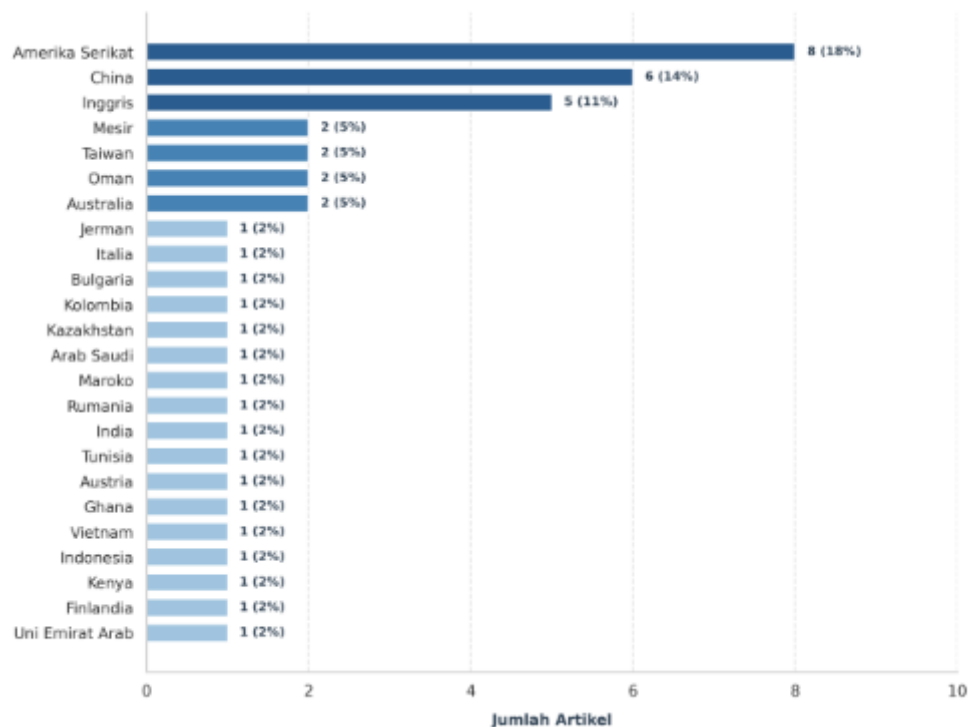
Berdasarkan Tabel 3, artikel yang termasuk dalam tinjauan diterbitkan dalam rentang waktu 2020–2026. Pada periode 2020–2023, jumlah publikasi masih relatif terbatas, dengan masing-masing satu artikel pada tahun 2020, 2022, dan 2023 (masing-masing 2,3%), serta dua artikel pada tahun 2021 (4,5%). Jumlah publikasi mulai meningkat menjadi 4 artikel (9,1%) pada tahun 2024, kemudian mengalami lonjakan signifikan menjadi 26 artikel (59,1%) pada tahun 2025. Sementara itu, pada tahun 2026 terdapat 9 artikel (20,5%).

Secara keseluruhan, sebanyak 35 dari 44 artikel sampel (79,5%) diterbitkan pada periode 2025–2026. Konsentrasi distribusi ini menunjukkan bahwa diskursus ilmiah mengenai integrasi

Trustworthy AI dalam fungsi audit internal merupakan topik yang sangat mutakhir (*novel*) dan mengalami pertumbuhan pesat dalam dua tahun terakhir.

Distribusi Geografis Publikasi Penelitian

Berdasarkan negara afiliasi penulis, artikel dalam tinjauan berasal dari berbagai negara. Amerika Serikat memiliki jumlah artikel terbanyak, yaitu 8 artikel (18%), diikuti China sebanyak 6 artikel (14%) dan Inggris sebanyak 5 artikel (11%). Selanjutnya, Mesir, Taiwan, Oman, dan Australia masing-masing berkontribusi sebanyak 2 artikel (5%). Negara lainnya masing-masing berkontribusi satu artikel.



Sumber: Data diolah oleh Penulis (2026)

Gambar 3. Distribusi Geografis Publikasi Penelitian

Ketiga negara dengan jumlah publikasi tertinggi, yaitu Amerika Serikat, China, dan Inggris, secara keseluruhan menyumbang 19 artikel atau 43,2% dari 44 artikel yang dianalisis. Secara keseluruhan, distribusi artikel menunjukkan bahwa penelitian mengenai AI, auditing, dan TAI berasal dari berbagai kawasan geografis.

Distribusi Artikel Berdasarkan Kuartil Jurnal

Berdasarkan kuartil jurnal, 24 artikel (54,5%) diterbitkan pada jurnal Q1, 17 artikel (38,6%) pada jurnal Q2, dan 3 artikel (6,8%) pada jurnal Q3. Tidak

terdapat artikel yang berasal dari jurnal Q4. Dengan demikian, sebanyak 41 artikel (93,2%) berasal dari jurnal Q1 dan Q2. Proporsi tersebut menegaskan bahwa kajian mengenai penerapan AI dalam *auditing* serta TAI telah mendapat porsi perhatian yang signifikan pada literatur akademik berkualitas tinggi. Dominasi publikasi di jurnal bereputasi (Q1 dan Q2) yang terakselerasi pada rentang 2025–2026 mengindikasikan bahwa topik ini tidak hanya berkembang pesat, tetapi juga telah menjadi salah satu fokus utama dalam diskursus ilmiah global.

Tabel 4. Distribusi Artikel Berdasarkan Kuartil Jurnal

Kuartil	Jumlah	Persentase
Q1	24	54,5%
Q2	17	38,6%
Q3	3	6,8%
Total	44	100%

Sumber: Data diolah oleh Penulis (2026)

Karakteristik Metodologis dalam Literatur

Berdasarkan 44 artikel yang dianalisis, penelitian mengenai *Artificial Intelligence* (AI), auditing, dan TAI menggunakan beragam pendekatan metodologis. Pendekatan yang ditemukan meliputi penelitian berbasis literatur,

penelitian empiris, penelitian eksperimental atau teknis, penelitian konseptual dan pengembangan *framework*, penelitian kualitatif, serta studi kasus, *design research*, analisis kebijakan, dan analisis bibliometrik.

Tabel 5. Kelompok Metode Penelitian dalam Literatur

Kelompok Pendekatan	Contoh Metode	Fokus Utama	Jumlah (N=44)	Persentase (%)
<i>Conceptual & framework</i>	<i>Conceptual study, framework development</i>	Mengembangkan konsep, model, atau kerangka penerapan dan tata kelola AI	15	34,1%
<i>Literature-based</i>	<i>SLR, literature review</i>	Memetakan dan mensintesis perkembangan pengetahuan	11	25,0%
<i>Empirical</i>	<i>Survey, SEM/PLS-SEM, survey experiment</i>	Menguji persepsi, hubungan, pengaruh, atau respons terhadap AI	8	18,2%
<i>Experimental/technical</i>	<i>Experimental study, technical experiment</i>	Menguji performa, akurasi, robustness, atau karakteristik teknis AI	5	11,4%
<i>Qualitative</i>	<i>Qualitative study, interview</i>	Memahami pengalaman, persepsi, dan konteks penggunaan AI	3	6,8%
<i>Case/design/other</i>	<i>Case study, design research, policy analysis, bibliometric analysis</i>	Mengkaji penerapan, kebijakan, desain sistem, atau perkembangan bidang	2	4,5%

Sumber: Data diolah oleh Penulis (2026)

Hasil pemetaan pada Tabel 5 menunjukkan bahwa literatur yang ditinjau didominasi oleh pendekatan konseptual/pengembangan kerangka ($n = 15$; 34,1%) serta kajian berbasis literatur ($n = 11$; 25,0%). Dominasi kedua kelompok ini (mencapai 59,1% dari total sampel) mengindikasikan bahwa diskursus *integrasi Trustworthy AI* (TAI) dalam audit internal saat ini masih berada pada fase pembentukan fondasi teoritis, perumusan standar tata kelola, dan pemetaan konsep dasar. Sementara itu, penelitian berpendekatan empiris ($n = 8$; 18,2%) dan eksperimental/teknis ($n = 5$; 11,4%) mulai berkembang untuk memberikan bukti faktual mengenai faktor penerimaan auditor, pengaruh adopsi teknologi terhadap kualitas keputusan, serta pengujian akurasi algoritmik. Di sisi lain, penelitian berpendekatan kualitatif ($n = 3$; 6,8%) serta studi kasus/desain ($n = 2$; 4,5%) porsinya masih relatif terbatas. Keutamaan dari distribusi ini menegaskan adanya kesenjangan metodologis (*methodological gap*) dalam literatur eksis, di mana terdapat kebutuhan mendesak untuk menggeser fokus penelitian mendatang dari sekadar diskusi konseptual normatif menuju pengujian empiris di lapangan dan studi kasus mendalam (*in-depth case*

studies) guna mengevaluasi penerapan TAI pada lingkungan audit yang sebenarnya.

Teknologi dan Pendekatan *Artificial Intelligence* dalam Audit

Berdasarkan hasil pemetaan terhadap 44 artikel sampel, teknologi dan pendekatan *Artificial Intelligence* (AI) yang dibahas dalam literatur menunjukkan variasi yang cukup beragam. Teknologi yang ditemukan mencakup AI secara umum, *Explainable AI* (XAI), *Generative AI*, *Machine Learning* (ML), *Deep Learning*, *Big Data*, serta berbagai teknologi spesifik lainnya. Untuk menjaga konsistensi pengelompokan, setiap artikel diklasifikasikan ke dalam satu kategori utama berdasarkan teknologi yang menjadi fokus pembuktian utama, algoritma spesifik yang diuji, atau istilah teknis yang paling dominan frekuensi kemunculannya pada bab metode dan pembahasan artikel. Apabila sebuah artikel membahas beberapa teknologi sekaligus secara setara, pengelompokan didasarkan pada kontribusi konseptual atau eksperimental utama yang menjadi keterbaruan dari artikel tersebut

Tabel 6. Distribusi Teknologi dan Pendekatan AI dalam Literatur

Kategori	Jumlah	Persentase (%)
Artificial Intelligence (AI)	18	40,9%
Explainable AI (XAI)	5	11,4%
Machine Learning (ML)	3	6,8%
Generative AI	5	11,4%
Big Data	1	2,3%
Deep Learning	2	4,5%
Teknologi/pendekatan lainnya	10	22,7%

Sumber: Data diolah oleh Penulis (2026)

Hasil pemetaan menunjukkan bahwa *Artificial Intelligence* secara umum merupakan kategori yang paling banyak ditemukan, yaitu sebanyak 18 artikel (40,9%). Selanjutnya, *Explainable AI* dan *Generative AI* masing-masing ditemukan dalam 5 artikel (11,4%). *Machine Learning* ditemukan dalam 3 artikel (6,8%), sedangkan *Deep Learning* terdapat dalam 2 artikel (4,5%). *Big Data* ditemukan dalam 1 artikel (2,3%), sementara 10 artikel (22,7%) menggunakan teknologi atau pendekatan lain yang tidak termasuk dalam kategori utama tersebut.

Berdasarkan klasifikasi tersebut, AI secara umum menjadi kategori dengan frekuensi tertinggi dalam literatur yang ditinjau. Sementara itu, XAI dan *Generative AI* merupakan teknologi atau pendekatan yang juga cukup menonjol, sedangkan ML dan *Deep Learning* memiliki jumlah artikel yang lebih rendah. Teknologi dan pendekatan lainnya mencakup berbagai bentuk penerapan AI yang ditemukan

dalam artikel tetapi tidak dikelompokkan sebagai kategori utama dalam *data charting* penelitian ini.

Pemetaan Domain Audit Internal dalam Literatur

Berdasarkan hasil pemetaan terhadap 44 artikel sampel. Serta untuk menjawab pertanyaan penelitian ketiga, seluruh artikel sampel tersebut diklasifikasikan berdasarkan domain utama penerapan audit internal (*audit domains*). Setiap artikel dikelompokkan ke dalam satu domain paling dominan yang menjadi fokus kajian utama, yang meliputi: (1) Audit Operasional dan Pengendalian Internal, (2) Tata Kelola AI dan Kepatuhan Regulasi (*AI Governance & Compliance*), (3) Deteksi Fraud dan Anomali, (4) Audit Sistem Informasi dan Keamanan Siber (*IT & Cybersecurity Audit*), serta (5) Audit Berkelanjutan (*Continuous Auditing & Assurance*). Rincian distribusi domain audit disajikan pada Tabel 7 berikut.

Tabel 7. Distribusi Artikel Berdasarkan Domain Utama Audit Internal (N=44)

Domain Utama Audit Internal	Fokus Kajian Literatur	Jumlah Artikel	Persentase (%)
Audit Operasional & Pengendalian Internal	Pengujian efektivitas pengendalian bisnis, otomatisasi kertas kerja audit, evaluasi efisiensi proses, dan dukungan <i>professional judgment</i> auditor.	22	50,0%
Tata Kelola AI & Kepatuhan Regulasi	Evaluasi etika AI, kepatuhan regulasi (<i>EU AI Act</i> , <i>NIST</i>), <i>algorithm auditing</i> , dan penilaian risiko tata kelola kecerdasan buatan (<i>Auditing OF AI</i>).	10	22,7%
Deteksi Fraud & Anomali	Penggunaan <i>Machine Learning & Deep Learning</i> untuk mendeteksi manipulasi laporan keuangan, anomali transaksi, dan pola kecurangan (<i>red flags</i>).	5	11,4%
Audit Sistem Informasi & Keamanan Siber	Pengujian pengendalian TI, audit keamanan cloud/IoT, manajemen risiko siber, dan perlindungan privasi data organisasi.	4	9,1%
Audit Berkelanjutan (<i>Continuous Auditing</i>)	Pemantauan transaksi secara <i>real-time</i> , pengujian otomatisasi pengendalian berbasis RPA, dan <i>continuous assurance</i> .	3	6,8%
Total		44	100,0%

Sumber: Data diolah oleh Penulis (2026)

Pemetaan Dimensi *Trustworthy AI* dan Ketimpangan dalam Literatur Audit

Berdasarkan hasil pemetaan terhadap 44 artikel sampel, *Trustworthy Artificial Intelligence* (TAI) dalam konteks *auditing* dipahami sebagai konsep multidimensional. Dimensi yang ditemukan dalam literatur meliputi akuntabilitas dan tata kelola, transparansi dan *explainability*, *robustness* dan *reliability*, *fairness* dan etika, *human agency* dan

pengawasan, serta dimensi pendukung lainnya. Meskipun tidak seluruh artikel menggunakan terminologi dan pengelompokan yang sama, dimensi-dimensi tersebut secara konsisten muncul dalam pembahasan mengenai karakteristik AI yang dapat dipercaya. Perlu dicatat bahwa akumulasi persentase dari seluruh dimensi ini tidak berjumlah 100% karena mayoritas studi mengintegrasikan beberapa dimensi TAI sekaligus dalam satu artikel.

Tabel 8. Dimensi TAI dalam Literatur

Dimensi <i>Trustworthy AI</i> (TAI)	Fokus Utama Pembahasan dalam Literatur	Jumlah Artikel (N = 44)	Persentase (%)
Akuntabilitas dan Tata Kelola	Kejelasan tanggung jawab, pengendalian internal, mekanisme kelembagaan, serta <i>AI governance framework</i> .	29	65,9%
Transparansi dan <i>Explainability</i>	Keterbukaan proses algoritma (<i>white-box</i>) dan kemampuan menjelaskan logik keluaran/keputusan AI secara rasional.	26	59,1%
Keandalan dan Ketahanan (<i>Robustness & Reliability</i>)	Ketahanan, konsistensi, akurasi teknis, serta keandalan kinerja sistem AI dari potensi <i>error</i> atau gangguan.	10	22,7%
Keadilan dan Etika (<i>Fairness & Ethics</i>)	Mitigasi bias algoritmik, nondiskriminasi, serta pertimbangan etis dan keselarasan moral dalam penggunaan AI.	7	15,9%
Pengawasan Manusia (<i>Human Agency & Oversight</i>)	Keterlibatan aktif auditor manusia (<i>human-in-the-loop</i>), validasi independen, serta kendali keputusan akhir.	4	9,1%
Dimensi Pendukung Lainnya	Perlindungan privasi data, keamanan siber (<i>cybersecurity</i>), dan tata kelola dampak lingkungan/ESG.	1	2,3%

Sumber: Data diolah oleh Penulis (2026)

Hasil pemetaan pada Tabel 8 menunjukkan bahwa diskursus *Trustworthy AI* (TAI) dalam audit internal dipahami sebagai konsep multidimensional. Dimensi Akuntabilitas dan Tata Kelola menjadi pilar paling dominan yang dibahas oleh 29 artikel (65,9%), disusul secara ketat oleh dimensi Transparansi dan *Explainability* sebanyak 26 artikel (59,1%). Dominasi kedua pilar ini mengindikasikan bahwa perhatian utama para peneliti saat ini berpusat pada kepastian peran kelembagaan serta kemampuan sistem AI untuk menghasilkan keputusan logis yang dapat dijelaskan (*explainable decision-making*) guna memenuhi standar pembuktian audit. Sementara itu, dimensi Keandalan dan Ketahanan (*Robustness &*

Reliability) berada di posisi menengah dengan diulas oleh 10 artikel (22,7%).

Namun, analisis teoretis mendalam terhadap distribusi frekuensi ini menyingkap sebuah temuan konseptual krusial yang belum banyak dieksplorasi dalam studi terdahulu, yaitu timbulnya ketimpangan perhatian yang mencolok (*technical governance imbalance*) dalam literatur TAI dan audit. Di saat pembahasan tata kelola dan transparansi teknis telah berkembang pesat (~59%–66%), dimensi Keadilan dan Etika (*Fairness & Ethics*) hanya diulas oleh 7 artikel (15,9%), dimensi Pengawasan Manusia (*Human Agency & Oversight*) hanya tersentuh pada 4 artikel (9,1%), dan Dimensi Pendukung Lainnya

(seperti privasi, keamanan siber, dan ESG) hanya dibahas oleh 1 artikel (2,3%).

Ketimpangan ini mengonfirmasi adanya celah konseptual dalam literatur audit. Literatur saat ini terkesan mengasumsikan secara implisit bahwa pembentukan struktur tata kelola dan transparansi algoritma secara otomatis akan menjamin penggunaan AI yang tepercaya. Padahal, dalam praktik *internal audit assurance*, keberadaan algoritma canggih tanpa pengawasan manusia yang memadai (*human in the loop*) berisiko memicu bias otomatisasi (*automation bias*), yakni kondisi di mana auditor terlalu percaya dan menyerahkan pertimbangan profesionalnya (*professional judgment*) secara buta kepada rekomendasi mesin. Selain itu, minimnya porsi pembahasan keadilan dan etika (15,9%) berpotensi mengabaikan risiko bias data akuntansi yang terselubung. Temuan mengenai ketimpangan literatur ini menjadi kontribusi penting dalam penelitian ini sekaligus memberikan pijakan yang kuat bagi perumusan agenda riset mendatang, khususnya dalam mendorong studi empiris mengenai integrasi *human agency* serta mitigasi bias etis pada sistem audit berbasis kecerdasan buatan.

Pembahasan

Perkembangan Tren dan Karakteristik Metodologis Literatur AI dalam Internal Auditing

Perkembangan literatur *Artificial Intelligence* (AI) dalam fungsi audit internal menunjukkan percepatan yang sangat signifikan dalam dua tahun terakhir (2025–2026), yang mencakup 79,5% dari total sampel. Namun, dari perspektif metodologis, literatur eksis didominasi oleh pendekatan konseptual/pengembangan *framework* (34,1%) dan kajian berbasis literatur/SLR (25,0%). Dominasi kedua kelompok ini (mencapai 59,1% dari total dataset) mengindikasikan bahwa diskursus integrasi AI dalam audit internal masih berada pada fase pembentukan fondasi teoritis dan pemetaan tata kelola.

Penelitian berpendekatan empiris (18,2%) dan eksperimental/teknis (11,4%) mulai berkembang untuk memberikan bukti faktual mengenai faktor penerimaan auditor serta akurasi algoritma. Sementara itu, penelitian kualitatif (6,8%) dan studi kasus lapangan (4,5%) porsinya masih sangat terbatas. Temuan ini menegaskan adanya kesenjangan metodologis (*methodological gap*), di mana penelitian mendatang perlu menggeser fokus dari diskusi konseptual normatif menuju pengujian empiris di lapangan (*field-based empirical testing*)

untuk mengevaluasi penerapan AI dalam lingkungan organisasi yang nyata.

Penerapan Teknologi AI pada Domain Audit Internal: Efektivitas, Keterbatasan, dan Domain Terdampak

Pemanfaatan AI dalam fungsi audit internal menunjukkan pergeseran dari sekadar otomatisasi tugas rutin (*Robotic Process Automation/RPA*) menuju penggunaan teknologi analitis dan generatif tingkat lanjut. Namun, efektivitas dan tingkat keberhasilan adopsi teknologi ini bervariasi secara signifikan tergantung pada domain audit internal yang dituju:

Domain Audit Keuangan & Deteksi Kecurangan (*Financial & Fraud Audit*)

Pengujian populasi penuh (100% *population testing*) terbukti paling efektif pada data keuangan terstruktur melalui algoritma *Machine Learning* ($n = 3$; 6,8%) dan *Deep Learning* ($n = 2$; 4,5%), seperti model *BiLSTM-Attention* dan *unsupervised anomaly detection*. Analisis populasi penuh ini terbukti meningkatkan presisi deteksi anomali transaksi dan meminimalkan salah saji (*misstatement*). Kendati demikian, penerapan pengujian 100% populasi ini belum dapat diimplementasikan secara langsung pada data kualitatif/operasional.

Domain Audit Kepatuhan & Tinjauan Dokumen (*Compliance & Operational Audit*)

Kelompok studi *Generative AI* dan LLM ($n = 5$; 11,4%) memberikan bukti empiris bahwa adopsi LLM dan *Retrieval-Augmented Generation* (RAG) secara signifikan mempercepat pemrosesan dokumen tidak terstruktur, sintesis regulasi naratif, analisis ketaatan prosedur, serta penyiapan berkas audit (*audit readiness*).

Domain Audit Operasional & Pengendalian Internal

Pada kelompok studi terbesar ($n = 26$; 59,1%), efisiensi pemrosesan data sering kali terhambat oleh masalah keterjelasan (*black-box problem*). Ketika model AI memberikan rekomendasi risiko tanpa penjelasan rasional yang memadai, auditor internal mengalami kesulitan dalam memvalidasi temuan tersebut.

Pemantauan Berkelanjutan (*Continuous Auditing & Assurance*)

Studi yang meneliti pemantauan berkelanjutan ($n = 3$; 6,8%) mengonfirmasi bahwa penggabungan RPA dan *Fuzzy Logic* mampu

melakukan pemantauan risiko secara *real-time*. Namun, efektivitas praktisnya masih terhambat oleh tingginya tingkat alarm palsu (*false positives*) serta kompleksitas integrasi dengan sistem *Enterprise Resource Planning* (ERP) entitas.

Transformasi Peran Internal Auditor: *Auditing with AI* dan *Auditing of AI*

Integrasi AI memicu pergeseran paradigma (*paradigm shift*) terhadap peran strategis auditor internal. Hasil sintesis mengidentifikasi dua dimensi peran paralel yang harus dijalankan: *Auditing with AI* (Auditing Menggunakan AI): Auditor internal bertindak sebagai pengguna teknologi (*tech-enabled auditor*) untuk mengeksekusi analisis data akuntansi, penilaian risiko otomatis, dan pemantauan kepatuhan secara *real-time*. Pemanfaatan ini mengoptimalkan peran auditor sebagai konsultan internal bernilai tambah; *Auditing of AI* (Auditing atas AI): Auditor internal memegang peran *assurance* untuk mengevaluasi tata kelola (*governance*), keandalan algoritma, etika data, serta kepatuhan sistem AI organisasi terhadap regulasi (seperti *EU AI Act* dan *NIST AI Risk Management Framework*).

Dualisme peran ini menuntut redefinisi standar profesi. Auditor internal tidak lagi cukup berfokus pada pengujian transaksi keuangan (*financial transactions*), melainkan harus memiliki kapabilitas untuk melakukan audit atas algoritma (*algorithm auditing*) guna memastikan bahwa sistem pendukung keputusan organisasi berjalan secara etis, logis, dan terpercaya.

Integrasi Dimensi *Trustworthy AI* (TAI) dalam Penguatan *Audit Assurance*

Trustworthy Artificial Intelligence (TAI) merupakan fondasi penting bagi penguatan *assurance* audit internal. Pemetaan literatur menunjukkan bahwa Akuntabilitas dan Tata Kelola (65,9%) serta Transparansi dan *Explainability* (59,1%) merupakan dua dimensi dominan yang dipersyaratkan oleh profesi audit.

Dalam praktik akuntansi dan audit, keabsahan temuan memerlukan dasar bukti audit yang sah dan rasional. Tanpa dimensi *Explainable AI* (XAI), auditor internal tidak dapat menjelaskan alasan logis kepada komite audit mengapa suatu transaksi ditandai sebagai kecurangan oleh algoritma. Oleh karena itu, penerapan dimensi TAI yang mencakup *accountability*, *explainability*, *robustness*, *fairness*, dan *human oversight* berfungsi sebagai jembatan yang menghubungkan keluaran algoritma kompleks dengan pertimbangan

profesional auditor (*auditor's professional judgment*). Integrasi ini menjamin bahwa independensi, objektivitas, dan integritas laporan audit tetap terjaga sesuai dengan Standar Profesional Auditor Internal (SPAI).

Kesenjangan Penelitian, Sintesis Kerangka Konseptual TAI, dan Agenda Masa Depan

Identifikasi Kesenjangan Penelitian (*Research Gaps*).

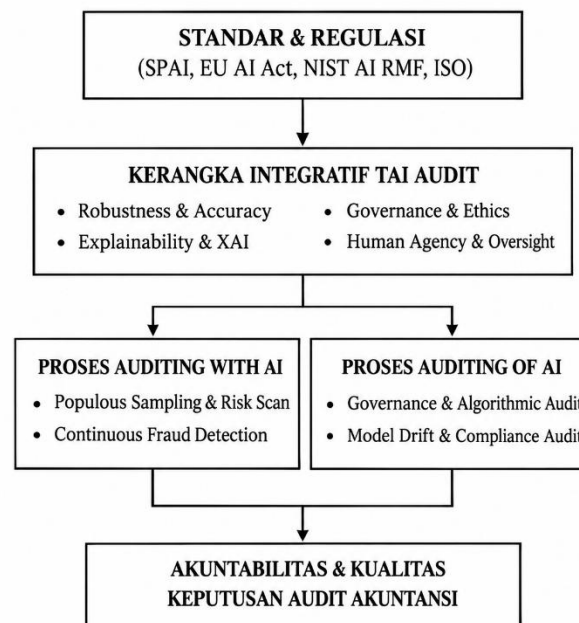
Sintesis terhadap 44 artikel sampel mengungkapkan tiga kesenjangan utama; Fragmentasi Dimensi Teknis dan Tata Kelola: Studi eksis cenderung terpisah antara pengujian teknis akurasi model ML dan studi konseptual etika/XAI. Praktik audit menuntut kerangka kerja holistik yang menyatukan keandalan teknis algoritma dengan akuntabilitas audit; Minimnya Pembuktian Empiris di Lapangan: Terbatasnya riset empiris (seperti studi kasus dan eksperimen) yang menguji bagaimana interaksi antara *human auditor judgment* dan rekomendasi AI memengaruhi kualitas audit di lingkungan bisnis nyata; Keterbatasan Pemantauan Berkelanjutan (*Continuous Assurance*): Pembahasan mengenai pengawasan berkala terhadap pergeseran kinerja model (*model drift*), bias data akuntansi pasca-implementasi, serta dinamika kepatuhan regulasi secara berkelanjutan masih sangat minim.

Formulasi Kerangka Integratif TAI Audit (Sintesis Konseptual SLR)

Untuk menjembatani ketiga kesenjangan di atas, penelitian ini memformulasi Kerangka Integratif TAI Audit. Kerangka ini bukan sekadar ilustrasi rekomendasi, melainkan hasil sintesis konseptual mendalam yang diturunkan secara eksplisit dari pemetaan 44 artikel sampel, yang menghubungkan empat lapisan sistematis: Lapisan Standar & Regulasi (Fondasi Eksternal): Merupakan pilar utama acuan kepatuhan dan tata kelola yang diekstraksi dari standar global (*EU AI Act*, *NIST AI RMF*, *ISO*, dan *SPAI*); Kerangka Integratif TAI Audit (Sintesis Dimensi TAI), Penyatuan empat dimensi utama TAI dari literatur (*Robustness & Accuracy*, *Governance & Ethics*, *Explainability & XAI*, serta *Human Agency & Oversight*) sebagai pedoman operasional audit; Proses Audit Ganda (*Dual-Role Execution*), Kerangka TAI menerjemahkan fungsi audit ke dalam dua jalur eksekusi paralel, yaitu *Auditing With AI* (AI sebagai alat bantu pengujian populasi dan deteksi kecurangan berkelanjutan) dan *Auditing Of AI* (AI sebagai objek pengawasan di

mana auditor menguji algoritma, pergeseran kinerja model (*model drift*), dan kepatuhan regulasi); Hasil Akhir (*Outcome*) berupa sinergi antara pilar regulasi,

dimensi TAI, dan eksekusi peran ganda ini pada akhirnya menghasilkan Akuntabilitas & Kualitas Keputusan Audit Akuntansi yang tepercaya.



Sumber: Data diolah oleh Penulis (2026)

Gambar 4. Kerangka Pengembangan Masa Depan (Agenda Riset TAI dalam Audit Internal)

Agenda Riset Masa Depan dan Dampak yang Diharapkan (*Expected Impacts*)

Berdasarkan Kerangka Integratif pada Gambar 4, agenda pengembangan riset masa depan diarahkan pada tiga jalur operasional utama, beserta dampak dan manfaat yang diharapkan yaitu penyusunan Instrumen Pengukuran *Trustworthiness* AI (Fokus Riset dalam mengembangkan matriks dan instrumen kuantitatif untuk mengukur tingkat *trustworthiness* sistem AI akuntansi entitas berbasis dimensi TAI, dampak & manfaat memberikan panduan praktis bagi auditor internal untuk melakukan kuantifikasi risiko teknis dan etis AI sebelum dan sesudah sistem diimplementasikan oleh organisasi); Pengujian Empiris Interaksi *Human-AI Judgment* (Fokus Riset dengan menguji secara eksperimental dan studi kasus bagaimana interaksi antara pertimbangan profesional auditor (*human judgment*) dan rekomendasi algoritma memengaruhi kualitas temuan audit, dampak & manfaat: Mencegah terjadinya fenomena *automation bias* (terlalu percaya pada AI) maupun *algorithm aversion* (penolakan terhadap AI), sehingga mampu meningkatkan efektivitas audit serta kepercayaan pemangku kepentingan (*stakeholder trust*); Formulasi Model Pemantauan Berkelanjutan (Fokus

Riset dengan merumuskan kerangka kerja pemantauan secara *real-time* terhadap pergeseran kinerja model (*model drift*), bias data akuntansi, dan dinamika kepatuhan regulasi pasca-implementasi, dampak & manfaat dengan memastikan bahwa sistem AI organisasi tetap andal dan patuh secara berkelanjutan seiring dengan perubahan lingkungan bisnis, serta memberikan kejelasan batasan tanggung jawab hukum dan etis antara auditor manusia dan sistem kecerdasan buatan.

KESIMPULAN

Sintesis terhadap 44 artikel sampel menunjukkan adanya pergeseran fokus literatur audit internal dari sekadar pemanfaatan AI untuk efisiensi prosedural menuju perhatian yang lebih besar pada tata kelola dan *trustworthiness* AI secara holistik. Pemanfaatan *Machine Learning*, *Generative AI*, dan analitik prediktif dikaji untuk memperluas kapabilitas pendeteksian risiko serta pemantauan kepatuhan. Keandalan AI dalam audit internal tidak lagi dipahami sebatas akurasi algoritmik semata, melainkan bergantung pada integrasi multidimensi yang mencakup *explainability*, transparansi, *robustness*, akuntabilitas, etika, dan pengawasan manusia (*human oversight*). Penekanan literatur

pada dimensi *Trustworthy AI* (TAI) ini mempertegas perhatian akademis terhadap pergeseran peran auditor dari sekadar pengguna teknologi (*auditing with AI*) menjadi pengawal tata kelola kecerdasan buatan (*auditing of AI*) guna menjaga independensi dan kualitas keputusan audit akuntansi.

Rekomendasi

Sebagai sebuah tinjauan literatur sistematis, penelitian ini berhasil memetakan lanskap literatur mengenai Trustworthy Artificial Intelligence (TAI) dalam fungsi audit internal berdasarkan 44 artikel sampel terpilih. Meskipun demikian, terdapat beberapa batasan kontekstual yang membuka ruang bagi pengembangan riset selanjutnya. Batasan penelitian ini terutama terletak pada fokus kriteria inklusi yang membatasi analisis pada artikel yang mengeksplorasi dimensi TAI secara eksplisit, sehingga studi teknologi audit yang tidak secara eksplisit menggunakan terminologi keandalan dan etika berada di luar jangkauan analisis. Selain itu, seiring dengan pesatnya transformasi teknologi dan dinamika regulasi, pemetaan ini mencerminkan kondisi literatur pada kurun waktu sampel yang dianalisis (2020–2026), sementara inovasi teknis serta regulasi AI terus berkembang secara sangat dinamis.

Berpatokan pada keterbatasan literatur dan pemetaan temuan yang telah dicapai, penelitian di masa depan direkomendasikan untuk memperluas jangkauan eksplorasi ke beberapa arah strategis melalui pendekatan yang lebih komprehensif. Peneliti selanjutnya disarankan melakukan pengujian empiris di lapangan untuk mengonfirmasi kerangka kerja konseptual yang ada, khususnya terkait bagaimana *professional judgment*, kompetensi teknis, dan mekanisme *human oversight* dijalankan oleh auditor internal ketika berinteraksi langsung dengan sistem AI dalam lingkungan operasional nyata (Kokina et al., 2025; Mökander et al., 2025). Di samping itu, riset mendatang juga perlu menyusun instrumen evaluasi kuantitatif guna mengukur tingkat keandalan (*trustworthiness*) sistem AI yang diadopsi organisasi, sekaligus mengembangkan skema *continuous AI assurance* untuk memantau pergeseran model (*model drift*), bias algoritmik, dan kepatuhan secara berkelanjutan (Ilieva et al., 2026; Mökander et al., 2025). Akhirnya, pengujian mengenai bagaimana faktor kontekstual organisasi seperti tingkat kesiapan digital, struktur tata kelola TI, lingkungan regulasi, serta integrasi prinsip ESG memengaruhi efektivitas penerapan TAI menjadi area krusial yang sangat potensial untuk

dikembangkan lebih lanjut (Al-Okaily et al., 2025; Colapinto et al., 2026; Corrales et al., 2025).

PERNYATAAN

Penggunaan AI

Selama proses penyusunan dan penyempurnaan artikel ini, penulis menggunakan kecerdasan buatan (*ChatGPT*) sebatas instrumen pembantu untuk memeriksa tata bahasa, memperhalus keterbacaan (*readability*), serta menyelaraskan struktur kebahasaan. Setelah penggunaan teknologi tersebut, penulis telah meninjau, memeriksa, dan mengedit kembali seluruh isi artikel secara cermat sesuai kebutuhan akademis. Penulis bertanggung jawab penuh atas keabsahan, orisinalitas, substansi, dan keseluruhan isi dari publikasi ini.

Kontribusi Penulis

Seluruh penulis bertanggung jawab secara penuh atas seluruh tahapan penelitian, mulai dari konseptualisasi gagasan, perancangan metodologi, pengumpulan dan analisis data, penyusunan draf awal naskah, hingga proses penyuntingan, revisi, dan persetujuan terhadap versi akhir artikel ini.

Pendanaan

Penelitian ini dilakukan secara mandiri dan tidak menerima pendanaan khusus dari lembaga pendanaan publik, komersial, maupun organisasi nirlaba mana pun.

Konflik Kepentingan

Penulis menyatakan bahwa tidak terdapat konflik kepentingan, baik secara finansial, hubungan personal, maupun kelembagaan, yang dapat memengaruhi pelaksanaan penelitian, analisis data, penyusunan, dan publikasi artikel ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Akukumah, S. K., & Hilton, S. K. (2026). Internal Auditing as Value Addition to Performance Improvement in Ghana's SOEs. *Journal of Risk and Financial Management*, 19(1). Article 8. <https://doi.org/10.3390/jrfm19010008>
- Almaqatari, F. A. (2024). The Role of IT Governance in the Integration of AI in Accounting and Auditing Operations. *Economies*, 12(8). Article 199. <https://doi.org/10.3390/economies12080199>
- Al-Okaily, M., Al-Okaily, A., & Masa'deh, R. (2025). IT Governance and Artificial Intelligence Adoption in Accounting and Auditing.

- Computers in Human Behavior*, 13(3). Article 103200.
<https://doi.org/10.1016/j.chb.2024.103200>
- Binh, N. T. T. (2025). Transforming Auditing in the AI Era: A Comprehensive Review. In *Information* 16(5). Article 400. Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI). <https://doi.org/10.3390/info16050400>
- Carroll, N. G. (2025). Artificial Goodwill and Human Vulnerability: The Case for Building Merely Reliable, Rather than Trustworthy, Artificial Intelligence Technologies. *Philosophy and Technology*, 38(2). Article 88. <https://doi.org/10.1007/s13347-025-00881-w>
- Colapinto, C., Galimberti, C., & Repetto, M. (2026). Auditing AI systems: Integrating ESG principles for sustainable and ethical AI deployment in the EU. *Technovation*, 156, Article 103600. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2026.103600>
- Corrales, M., Fenwick, M., & Wrbka, S. (2025). Responsible AI in Practice: Auditing, Ethics, and Organizational Governance. *European Journal of Risk Regulation*, 16(1), 112–134. <https://doi.org/10.1017/err.2024.45>
- Dwivedi, Y. K., Kshetri, N., Hughes, L., Slade, E. L., Jeyaraj, A., & Kar, A. K. (2023). “So what if ChatGPT wrote it?” Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 71, Article 102642. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642>
- European Commission High-Level Expert Group on AI. (2019). *Ethics guidelines for trustworthy AI*. Publications Office of the European Union. <https://data.europa.eu/doi/10.2759/346720>
- European Union. (2024). Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act). *Official Journal of the European Union*, L 2024/1689. <https://data.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj>
- Faccia, A. (2026). Explainable AI (XAI) in Auditing: Bridging the Gap Between Predictive Fraud Models and Regulatory Standards. *Journal of Risk and Financial Management*, 19(5), Article 311. <https://doi.org/10.3390/jrfm19050311>
- Fedyk, A., Hodson, J., Khimich, N., & Tatoo, F. (2022). Artificial Intelligence and Accounting. *Journal of Accounting Research*, 60(3), 909–949. <https://doi.org/10.1111/1475-679X.12425>
- Floridi, L., & Cowls, J. (2019). Unified Framework of Five Principles for AI in Society. *Harvard Data Science Review*, 1(1). <https://doi.org/10.1162/37ba4100.3f2203ba>
- Graves, M., & Ratti, E. (2025). A capability approach to ethical development and internal auditing of AI technology. *Journal of Responsible Technology*, 22, Article 100121. <https://doi.org/10.1016/j.jrt.2025.100121>
- Handoyo, S. (2024). Mapping the landscape of internal auditing effectiveness study: a bibliometric approach. *Cogent Business and Management*, 11(1), Article 2289200. <https://doi.org/10.1080/23311975.2023.2289200>
- Hazaea, S. A., Cai, C., Al-Matari, E. M., Al-Bukhrani, M. A., & Chong, H. G. (2025). Mapping the Literature Trends of Internal Auditing in the United States: A Systematic Review and Directions for Future Research. *SAGE Open*, 15(1), 1–18. SAGE Publications Inc. <https://doi.org/10.1177/21582440251318071>
- Ilieva, G., Yankova, T., & Klisarova, S. (2026). A Generative AI-Based Framework for Proactive Quality Assurance and Auditing. *Applied Sciences*, 16(9), Article 4120. <https://doi.org/10.3390/app16094120>
- Intelligence, S. I. for H.-C. A. (2024). *The AI Index 2024 Annual Report*. <https://aiindex.stanford.edu/report/>
- Kokina, J., Davenport, T. H., & Gendron, Y. (2025). The Impact of Generative AI and Large Language Models on Internal Audit Practice. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 22(1), 45–62. <https://doi.org/10.2308/JETA-2024-012>
- Koshiyama, A., Kazim, E., Treleaven, P., Rai, P., Szpruch, L., Pavey, G., Ahamat, G., Leutner, F., Goebel, R., Knight, A., Adams, J., Hitrova, C., Barnett, J., Nachev, P., Barber, D., Chamorro-Premuzic, T., Klemmer, K., Gregorovic, M., Khan, S., ... Chatterjee, S.

- (2024). Towards algorithm auditing: managing legal, ethical and technological risks of AI, ML and associated algorithms. *Royal Society Open Science*, 11(5). <https://doi.org/10.1098/rsos.230859>
- Kowald, D., Lex, E., & Helic, D. (2024). Operationalizing Trustworthy AI: A systematic literature review and framework. *ACM Computing Surveys*, 56(4), Article 98. <https://doi.org/10.1145/3631128>
- Li, Y., & Goel, S. (2025). Bridging IT auditors and AI auditing: Understanding pathways to effective IT audits of AI-driven processes. *Advances in Accounting*, 69, Article 100842. <https://doi.org/10.1016/j.adia.2025.100842>
- Libby, R., & Witz, P. D. (2025). Artificial Intelligence in Auditing: How Auditor AI Use Can Mitigate Legal Liability. *Current Issues in Auditing*, 19(2), P49–P59. <https://doi.org/10.2308/CIIA-2024-029>
- McKinsey & Company. &. (2024). *The state of AI in early 2024: Gen AI adoption spikes and starts generating value*. McKinsey & Company Report. <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai>
- Mökander, J. (2023). Auditing of AI: Legal, Ethical and Technical Approaches. *Digital Society*, 2(3), 49. <https://doi.org/10.1007/s44206-023-00074-y>
- Mökander, J., & Floridi, L. (2021). Ethics-Based Auditing to Develop Trustworthy AI. *Minds and Machines* 31(2), 323–327. Springer Science and Business Media B.V. <https://doi.org/10.1007/s11023-021-09557-8>
- Mökander, J., Floridi, L., & Morley, J. (2025). AI Auditing and Governance: A Framework for Operationalizing Trustworthy AI. *Minds and Machines*, 35(2), Article 15. <https://doi.org/10.1007/s11023-025-09680-x>
- Murikah, W., Nthenge, J. K., & Musyoka, F. M. (2024). Bias and ethics of AI systems applied in auditing - A systematic review. *Scientific African*, 25, Article e02281. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2024.e02281>
- National Institute of Standards and Technology. (2024). *The NIST Cybersecurity Framework (CSF) 2.0*. (NIST Special Publication 800-50r2). U.S. Department of Commerce. <https://doi.org/10.6028/NIST.SP.800-50r2>
- Nonnenmacher, J., & Gómez, J. M. (2021). Unsupervised anomaly detection for internal auditing: Literature review and research agenda. *International Journal of Digital Accounting Research*, 21, 1–22. https://doi.org/10.4192/1577-8517-v21_1
- OECD. (2024). *OECD AI Principles Overview*. Organisation for Economic Co-operation and Development. <https://oecd.ai/en/ai-principles>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., ... Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, Article n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Peng, C., & Tian, G. (2023). Intelligent auditing techniques for enterprise finance. *Journal of Intelligent Systems*, 32(1), Article 20230011. <https://doi.org/10.1515/jisys-2023-0011>
- Responsible AI Collaborative. (2024). *AI Incident Database (AIID)*. <https://incidentdatabase.ai/>
- Stanford Institute for Human-Centered Artificial Intelligence. (2024). *The AI Index 2024 Annual Report*. Stanford University. <https://aiindex.stanford.edu/report/>
- The Institute of Internal Auditors. (2024). *AI Auditing Framework: Guidance for Internal Audit Functions*. The IIA Press. <https://www.theiia.org/>
- Thiebes, S., Lins, S., & Sunyaev, A. (2021). Trustworthy Artificial Intelligence. *Electronic Markets*, 31(2), 447–464. <https://doi.org/10.1007/s12525-020-00441-4>
- UNESCO. (2021). *Recommendation on the ethics of artificial intelligence*. United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization. <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000381137>
- Wang, S. (2024). Intelligent BiLSTM-Attention-IBPNN Method for Anomaly Detection in Financial Auditing. *IEEE Access*, 12, 90005–

90015.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3420243>
- Wassie, F. A., & Lakatos, L. P. (2024). Artificial intelligence and the future of the internal audit function. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1), 1–13.
<https://doi.org/10.1057/s41599-024-02685-7>
- Zhong, C., & Goel, S. (2024). Transparent AI in Auditing through Explainable AI. *Current Issues in Auditing*, 18(2), A1–A14.
<https://doi.org/10.2308/CIIA-2023-009>