

L'intelligence artificielle et la transformation de l'audit interne : vers l'audit augmenté et l'AI Assurance – Une revue systématique de la littérature

Artificial Intelligence and the Transformation of Internal Auditing: Toward Augmented Auditing and AI Assurance – A Systematic Literature Review

Youssef BENHLIMA, (Doctorant)

*Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales de Meknès
Université Moulay Ismail de Meknès, Maroc*

Youssef BELHAJ, (Professeur de l'enseignement supérieur)

*Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales de Meknès
Université Moulay Ismail de Meknès, Maroc*

Adresse de correspondance :	Faculté des Sciences Juridiques, Économiques et Sociales - Meknès B.P : 3201 Toulal, Meknès Tél : 0535452096
Déclaration de divulgation :	Les auteurs n'ont connaissance d'aucun financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude. Ils assument l'entière responsabilité de tout éventuel plagiat, de l'usage de l'intelligence artificielle dans la rédaction, ainsi que des résultats présentés dans cet article.
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	BENHLIMA, Y., & BELHAJ, Y. (2026). L'intelligence artificielle et la transformation de l'audit interne : vers l'audit augmenté et l'AI Assurance – Une revue systématique de la littérature. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 7(12), 574-596. https://doi.org/10.5281/zenodo.23024541
Licence	Cet article est publié en Open Access sous licence CC BY-NC-ND

Received: 31/08/2026

Accepted: 06/10/2026

International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics - IJAFAME

ISSN: 2658-8455

Volume 7, Issue 12 (2026)

L'intelligence artificielle et la transformation de l'audit interne : vers l'audit augmenté et l'AI Assurance – Une revue systématique de la littérature

Résumé

L'intelligence artificielle (IA) transforme la fonction d'audit interne en favorisant l'automatisation, l'audit continu, l'analyse des données et l'émergence de nouvelles formes d'assurance des systèmes intelligents. Cette recherche analyse l'état des connaissances sur cette transformation à travers une revue systématique de la littérature conduite selon PRISMA 2020. Les recherches effectuées dans Scopus et Google Scholar ont identifié 58 publications ; après suppression des doublons et sélection, 27 études ont été retenues et analysées. Les résultats montrent une littérature récente, avec 19 études sur 27 (70,4 %) publiées entre 2024 et 2026, et caractérisée par une diversité des approches méthodologiques. Les travaux recensés mettent notamment en évidence l'automatisation des activités d'audit, le développement de l'audit continu, la détection des anomalies et des fraudes et le renforcement de la gestion des risques. Par rapport aux synthèses antérieures, cette revue propose une lecture intégrée reliant les technologies d'IA, les nouvelles capacités d'audit, l'audit augmenté et l'AI Assurance. Sa portée demeure toutefois limitée par le recours à deux sources documentaires et par la non-récupération de 21 des 48 textes intégraux recherchés.

Mots clés : Intelligence artificielle, Audit interne, Audit augmenté, AI Assurance, Audit continu.

JEL Classification : M42, M49, O33

Type du papier : Revue de littérature

Abstract

Artificial intelligence (AI) is transforming the internal audit function by fostering automation, continuous auditing, data analytics, and the emergence of new forms of assurance for intelligent systems. This study examines the current state of knowledge on this transformation through a systematic literature review conducted in accordance with PRISMA 2020. Searches conducted in Scopus and Google Scholar identified 58 publications; after duplicate removal and screening, 27 studies were retained and analyzed. The findings reveal a recent body of literature, with 19 of the 27 studies (70.4%) published between 2024 and 2026, characterized by a diversity of methodological approaches. The reviewed studies notably highlight the automation of audit activities, the development of continuous auditing, anomaly and fraud detection, and enhanced risk management. Compared with previous reviews, this study provides an integrated perspective linking AI technologies, emerging audit capabilities, augmented auditing, and AI Assurance. Its scope nevertheless remains limited by the use of only two literature sources and by the non-retrieval of 21 of the 48 full-text publications sought.

Keywords : Artificial Intelligence, Internal Auditing, Augmented Auditing, AI Assurance, Continuous Auditing.

Classification JEL : M42, M49, O33

Paper type : Literature Review

1. Introduction

La transformation numérique des organisations modifie profondément les environnements de gouvernance, de contrôle interne et de gestion des risques. L'augmentation des volumes de données, l'automatisation des processus et l'émergence de nouveaux risques technologiques conduisent les organisations à adapter leurs dispositifs de contrôle et leurs mécanismes de supervision. Dans ce contexte, la fonction d'audit interne est appelée à évoluer afin de répondre à des exigences accrues en matière de couverture des risques, de réactivité et de création de valeur.

Parmi les technologies qui transforment actuellement les organisations, l'intelligence artificielle (IA) occupe une place centrale. Les progrès réalisés dans les domaines du machine learning, de l'analyse prédictive, de l'automatisation intelligente et de l'intelligence artificielle générative offrent de nouvelles possibilités pour améliorer l'efficacité des activités d'audit. Ces technologies permettent notamment d'automatiser certaines procédures, d'analyser d'importants volumes de données et de renforcer les capacités de détection des anomalies, des fraudes et des risques émergents.

Au-delà de l'amélioration des outils utilisés par les auditeurs, les recherches récentes montrent que l'intelligence artificielle transforme progressivement les méthodes de travail, les compétences requises et le positionnement stratégique de l'audit interne. L'émergence de concepts tels que l'audit continu, l'audit augmenté, l'audit prédictif et l'AI Assurance illustre cette évolution vers des formes d'audit davantage fondées sur les données et l'anticipation des risques.

Malgré l'intérêt croissant porté à l'intelligence artificielle dans les domaines de l'audit et de l'assurance, la littérature demeure dispersée entre plusieurs thématiques telles que l'analyse de données, la détection de la fraude, l'automatisation des contrôles, la gouvernance de l'IA ou encore l'AI Assurance. Cette fragmentation limite la compréhension intégrée des transformations de la fonction d'audit interne induites par l'intelligence artificielle, en particulier concernant l'évolution du rôle de l'audit dans la gouvernance et l'assurance des systèmes intelligents.

Sur le plan conceptuel, cette transformation peut être appréhendée à travers le modèle des Trois Lignes de l'Institute of Internal Auditors (IIA, 2020), qui situe l'audit interne dans une fonction indépendante d'assurance et de conseil au sein du dispositif de gouvernance organisationnelle. Dans ce cadre, l'intégration croissante de l'intelligence artificielle soulève une double évolution : l'IA constitue à la fois un outil susceptible de renforcer les capacités de l'audit interne et un nouvel objet de risques, de gouvernance et d'assurance. Ce cadre offre ainsi une grille de lecture permettant d'analyser l'évolution du rôle de l'audit interne face au développement des systèmes d'intelligence artificielle.

Les travaux de synthèse antérieurs ont déjà permis de structurer plusieurs dimensions de la transformation technologique de l'audit. Pizzi et al. (2021), à travers une analyse bibliométrique de la transformation numérique de l'audit interne, identifient notamment quatre principaux axes de recherche : l'audit continu, la détection de la fraude, l'analyse des données et l'innovation technologique. Plus récemment, Leocádio et al. (2024) proposent, à partir d'une revue systématique de la littérature consacrée à l'intelligence artificielle dans les pratiques d'audit, un cadre conceptuel mettant en évidence l'évolution de l'audit d'une approche rétrospective vers une surveillance davantage proactive et en temps réel. La présente recherche prolonge ces travaux en se concentrant spécifiquement sur la transformation de la fonction d'audit interne et en proposant une lecture intégrée reliant les technologies d'intelligence artificielle, les nouvelles capacités d'audit, l'audit augmenté et l'émergence de l'AI Assurance.

Dans cette perspective, l'objectif de cette recherche est de réaliser une revue systématique de la littérature afin d'analyser les contributions scientifiques consacrées à l'intelligence

artificielle et à la transformation de l'audit interne. Plus précisément, l'étude vise à identifier les principales tendances de recherche, les domaines d'application de l'IA, les bénéfices observés, les défis rencontrés ainsi que les perspectives futures de développement. Elle cherche également à mettre en évidence l'émergence d'un nouveau rôle de l'audit interne dans la gouvernance, la supervision et l'assurance des systèmes d'intelligence artificielle. À cette fin, la revue systématique de la littérature est conduite conformément aux recommandations de la déclaration PRISMA 2020 (Page et al., 2021), afin d'assurer la transparence et la traçabilité du processus d'identification, de sélection et d'inclusion des études.

À partir de ces constats, la présente recherche s'articule autour de la question principale suivante : comment l'intelligence artificielle transforme-t-elle la fonction d'audit interne et dans quelle mesure cette transformation contribue-t-elle à l'émergence de nouvelles capacités d'audit et d'AI Assurance ?

Afin de répondre à cette question, l'article est structuré en quatre parties. La première présente le cadre conceptuel relatif à l'intelligence artificielle et à la transformation de l'audit interne. La deuxième expose la méthodologie de la revue systématique de la littérature. La troisième présente et discute les principaux résultats ainsi que le modèle conceptuel proposé. Enfin, la dernière partie expose les principales conclusions, les limites de la recherche et les perspectives de travaux futurs.

2. Cadre conceptuel

2.1. Intelligence artificielle et transformation de l'audit interne

L'intelligence artificielle (IA) désigne un ensemble de technologies capables de reproduire certaines capacités cognitives humaines telles que l'apprentissage, le raisonnement, la reconnaissance de schémas et la prise de décision. Les avancées récentes dans les domaines du machine learning, du deep learning, du traitement du langage naturel et de l'intelligence artificielle générative ont considérablement élargi les possibilités d'utilisation de ces technologies dans les organisations. Selon Russell et Norvig (2021), l'IA regroupe des systèmes capables d'analyser leur environnement et d'agir de manière autonome afin d'atteindre des objectifs spécifiques. Son développement constitue aujourd'hui l'un des principaux moteurs de la transformation numérique des organisations.

Parallèlement, la fonction d'audit interne joue un rôle essentiel dans les dispositifs de gouvernance, de gestion des risques et de contrôle interne (COSO, 2013). Selon l'Institute of Internal Auditors (IIA, 2024), l'audit interne fournit une assurance indépendante et objective destinée à améliorer les opérations des organisations et à soutenir la création de valeur. Face à l'accélération des transformations numériques, les fonctions d'audit interne sont amenées à adapter leurs méthodes de travail afin de répondre à des environnements de plus en plus complexes et fortement orientés vers les données.

L'intégration progressive de l'intelligence artificielle dans les organisations transforme profondément les pratiques d'audit interne. Les capacités d'analyse automatisée, de traitement massif des données et d'identification de schémas complexes permettent aux auditeurs de renforcer l'efficacité des contrôles, d'améliorer l'évaluation des risques et de développer des approches davantage fondées sur l'exploitation des données. Cette évolution favorise le passage d'un audit essentiellement rétrospectif vers un audit plus continu, prédictif et orienté vers l'anticipation des risques.

Au-delà de la transformation des pratiques d'audit, les recherches récentes mettent également en évidence l'émergence de nouvelles responsabilités liées à la gouvernance des systèmes intelligents. Les fonctions d'audit interne sont progressivement appelées à contribuer à l'évaluation, à la supervision et à l'assurance des systèmes d'intelligence artificielle déployés au sein des organisations. Cette évolution traduit un élargissement du rôle traditionnel de l'audit

interne vers de nouveaux domaines liés à la gouvernance, à la transparence et à la maîtrise des risques associés à l'intelligence artificielle.

2.2. Applications de l'intelligence artificielle dans l'audit interne

L'intégration de l'intelligence artificielle dans les activités d'audit interne transforme profondément les pratiques traditionnelles de contrôle et d'analyse. Les technologies de machine learning, de data analytics, d'automatisation des processus et d'intelligence artificielle générative permettent d'améliorer l'efficacité des missions d'audit, de renforcer les capacités d'analyse et d'accroître la couverture des contrôles. Selon Wassie et Lakatos (2024), l'intelligence artificielle favorise notamment une meilleure identification des risques, une exploitation plus efficace des données et le développement d'approches d'audit davantage orientées vers l'anticipation et l'aide à la décision.

Les applications de l'intelligence artificielle concernent aujourd'hui de nombreux domaines de l'audit interne, notamment l'analyse automatisée des transactions, la détection des anomalies et des fraudes, l'évaluation des risques, la surveillance des opérations et l'amélioration du reporting. Selon Leocádio et al. (2024), ces technologies permettent aux auditeurs de traiter des volumes importants de données tout en améliorant la rapidité et la qualité des analyses réalisées. Cette évolution contribue progressivement au développement d'un audit augmenté, entendu dans cette recherche comme une forme d'audit dans laquelle les capacités technologiques de l'intelligence artificielle complètent, plutôt qu'elles ne remplacent, les compétences, le jugement professionnel et la responsabilité de l'auditeur. L'audit augmenté repose ainsi sur une complémentarité entre l'expertise humaine et les capacités d'automatisation, d'analyse et d'aide à la décision offertes par les systèmes intelligents.

L'une des évolutions les plus significatives concerne le développement de l'audit continu et de l'audit intelligent. Contrairement aux approches traditionnelles reposant sur des contrôles périodiques, les dispositifs d'audit continu permettent d'assurer une surveillance plus régulière des opérations et des risques grâce à l'automatisation des analyses et au traitement en temps réel des données. Selon Minkkinen et al. (2022) ainsi que Noordin et al. (2022), ces approches contribuent à améliorer la détection des anomalies, à renforcer l'efficacité des mécanismes de contrôle et à soutenir une prise de décision plus réactive.

Malgré ces avantages, l'utilisation de l'intelligence artificielle dans l'audit interne soulève plusieurs défis liés à la qualité des données, à la transparence des traitements automatisés, à la cybersécurité et au maintien du jugement professionnel des auditeurs. Waltersdorfer et al. (2024) soulignent notamment que le développement de dispositifs d'audit continu fondés sur l'intelligence artificielle nécessite des mécanismes permanents de supervision et de gouvernance afin de garantir la fiabilité et la traçabilité des analyses produites. Ainsi, à mesure que l'intelligence artificielle devient un outil de l'audit interne, son utilisation fait simultanément émerger de nouveaux risques liés notamment aux données, aux modèles algorithmiques, à l'explicabilité et à la responsabilité. Cette double dimension conduit à dépasser la seule analyse des applications opérationnelles de l'IA pour examiner les mécanismes de gouvernance et d'assurance nécessaires à son utilisation maîtrisée.

2.3. Gouvernance de l'intelligence artificielle, AI Assurance et gestion des risques

L'adoption croissante de l'intelligence artificielle dans les organisations soulève de nouveaux enjeux relatifs à la gouvernance, à la transparence et à la maîtrise des risques associés aux systèmes intelligents. Utilisés dans des domaines tels que l'évaluation des risques, la détection des fraudes, la conformité réglementaire ou encore l'aide à la décision, les systèmes d'intelligence artificielle nécessitent des mécanismes de contrôle capables d'assurer leur fiabilité, leur sécurité et leur conformité tout au long de leur cycle de vie. Selon Kurshan et al.

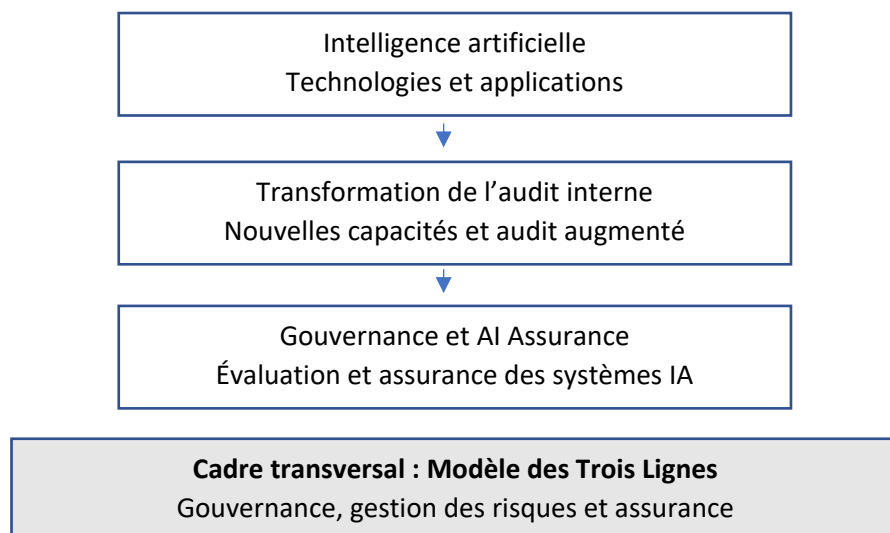
(2020), le développement de ces technologies exige la mise en place de dispositifs de gouvernance adaptés afin de garantir la transparence et la maîtrise des modèles utilisés.

L'intelligence artificielle joue également un rôle croissant dans les dispositifs de gestion des risques et de détection des fraudes. Grâce aux techniques de machine learning, d'analyse prédictive et de reconnaissance de schémas, les organisations peuvent identifier plus rapidement des comportements anormaux, des transactions suspectes ou des facteurs de risque émergents. Les travaux de West et Bhattacharya (2016) ont notamment mis en évidence le potentiel des techniques intelligentes pour la détection de la fraude. Plus récemment, Hu et al. (2023) montrent que l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'audit interne nécessite une approche articulant notamment les stratégies d'adoption, la gouvernance, les facteurs humains et l'infrastructure de données, afin de soutenir une prise de décision efficace dans des environnements fortement orientés vers les données.

Parallèlement, la littérature récente met en évidence l'émergence du concept d'AI Assurance, qui désigne l'ensemble des activités destinées à fournir une assurance indépendante sur la fiabilité, la transparence, la conformité et la maîtrise des risques associés aux systèmes d'intelligence artificielle. Cette démarche implique notamment l'évaluation des modèles algorithmiques, la vérification de leur conformité aux exigences réglementaires et éthiques ainsi que l'examen des dispositifs de gouvernance mis en place par les organisations. Dans cette perspective, les fonctions d'audit interne sont progressivement appelées à élargir leur champ d'intervention vers l'audit des algorithmes, l'évaluation des systèmes intelligents et la supervision des risques associés à l'intelligence artificielle.

Malgré les opportunités offertes par ces technologies, plusieurs défis demeurent, notamment en matière de qualité des données, de biais algorithmiques, d'explicabilité des modèles, de cybersécurité et de protection des données. L'U.S. Department of the Treasury (2024) souligne également la nécessité de maintenir une supervision humaine appropriée afin de garantir une utilisation responsable de l'intelligence artificielle. Ces enjeux confirment que la création de valeur associée à l'IA dépend non seulement des performances technologiques des systèmes utilisés, mais également de la qualité des mécanismes de gouvernance, de contrôle et d'assurance qui les encadrent.

Figure 1 : Cadre conceptuel préliminaire de la transformation de l'audit interne par l'intelligence artificielle



Source : Élaboré par nos soins

Ainsi, le cadre conceptuel retenu conduit à appréhender la transformation de l'audit interne comme un processus articulant plusieurs niveaux complémentaires. Les technologies d'intelligence artificielle renforcent d'abord les capacités d'analyse, d'automatisation et de

surveillance de l'audit interne. Ces nouvelles capacités favorisent ensuite l'évolution vers un audit plus continu, prédictif et augmenté. Parallèlement, le déploiement croissant de systèmes d'intelligence artificielle au sein des organisations fait émerger de nouveaux risques et besoins de gouvernance, conduisant l'audit interne à élargir son rôle vers l'évaluation et l'assurance de ces systèmes. Cette double dynamique, dans laquelle l'intelligence artificielle constitue à la fois un outil de transformation de l'audit et un nouvel objet d'assurance, fournit la grille de lecture conceptuelle mobilisée pour analyser les résultats de la revue systématique.

3. Méthodologie de recherche

3.1. Type de recherche

Cette revue systématique vise à analyser les principales tendances relatives à l'utilisation de l'IA en audit interne, notamment les technologies mobilisées, leurs domaines d'application, leurs bénéfices, leurs défis et les perspectives de recherche (Tranfield et al., 2003). Elle examine également comment l'audit continu, la gouvernance des systèmes intelligents, l'audit éthique et l'AI Assurance contribuent à la transformation du rôle et des responsabilités de l'audit interne.

3.2. Bases de données utilisées

Au total, onze requêtes documentaires (R001 à R011) ont été réalisées entre mai et juin 2026. La recherche initiale effectuée dans Google Scholar (R001) avait une vocation exploratoire et a permis d'identifier les principaux concepts, mots-clés et axes de recherche relatifs à l'intelligence artificielle et à l'audit interne. Les recherches ultérieures ont été conduites principalement dans la base Scopus, qui constitue la principale source de données de cette étude. Au final, 25 des 27 articles retenus dans le corpus final proviennent de Scopus, ce qui témoigne d'un ancrage majoritaire du corpus dans une base bibliographique académique internationale reconnue.

Le choix de Scopus comme principale base bibliographique visait à privilégier un corpus issu d'une base multidisciplinaire de publications scientifiques, tandis que Google Scholar a été mobilisé à titre exploratoire pour élargir l'identification initiale des travaux pertinents. La recherche n'a toutefois pas été étendue à d'autres bases bibliographiques, notamment Web of Science ou ABI/INFORM. Cette délimitation des sources documentaires est susceptible d'avoir conduit à l'omission de certaines publications pertinentes et constitue, par conséquent, une limite de la revue.

3.3. Mots-clés de recherche

Les recherches documentaires ont combiné, principalement en anglais, des termes relatifs à l'intelligence artificielle (« artificial intelligence », « machine learning », « deep learning », « data analytics », « predictive analytics », « generative AI », « explainable AI »), à l'audit (« internal audit », « internal auditing », « continuous auditing », « audit function », « audit analytics », « continuous assurance »), ainsi qu'à la gestion des risques, au contrôle et à la gouvernance (« risk management », « fraud detection », « fraud prevention », « internal control », « governance », « AI governance » et « AI assurance »). Ces termes ont été associés au moyen des opérateurs booléens AND et OR dans les onze requêtes R001 à R011. À titre illustratif, la structure générale des premières requêtes était : (« artificial intelligence » OR « machine learning » OR « deep learning » OR « data analytics » OR « predictive analytics » OR « AI ») AND (« internal audit » OR « internal auditing » OR « continuous auditing » OR « audit function ») AND (« risk management » OR « fraud detection » OR « internal control » OR « governance »). Les requêtes ultérieures ont été adaptées pour intégrer les thématiques

émergentes identifiées au cours de la revue, notamment la gouvernance de l'IA, l'audit éthique, l'AI Assurance, l'audit continu des systèmes intelligents et l'intelligence artificielle générative.

3.4. Critères de sélection des articles

Les études retenues devaient traiter directement de l'intelligence artificielle appliquée à l'audit interne, à l'audit continu, au contrôle interne, à la gestion des risques ou à la détection de fraude. Les travaux exclusivement techniques, sans lien avec les fonctions d'audit, de contrôle ou de gouvernance, ont été exclus. La sélection a été limitée aux publications scientifiques en anglais ou en français parues entre 2015 et 2026 dans des revues académiques ou des actes de conférences indexés dans des bases bibliographiques reconnues ; les mémoires, thèses, rapports professionnels, chapitres d'ouvrages, articles de presse et documents non académiques ont été exclus. La borne de 2015 permet de concentrer l'analyse sur la période de développement des applications contemporaines de l'IA en audit, notamment l'apprentissage automatique, l'analyse avancée des données et l'automatisation, tout en pouvant écarter certains travaux antérieurs pertinents. De même, la restriction à l'anglais et au français peut avoir exclu des travaux publiés dans d'autres langues et constitue une limite à l'exhaustivité du corpus. Après suppression des doublons, les titres et résumés ont été examinés, puis les textes intégraux des publications retenues ont été évalués afin de confirmer leur adéquation avec les objectifs de la revue.

3.5. Processus de sélection et d'analyse

Le processus de sélection des études a été structuré et rapporté en référence aux recommandations de PRISMA 2020 (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), cadre de référence international pour le reporting des revues systématiques de littérature. L'ensemble des références identifiées a été géré à l'aide du logiciel Zotero, tandis qu'un fichier Excel dédié a été utilisé pour assurer la traçabilité du processus de sélection, le suivi des doublons, l'extraction des données et la synthèse thématique des résultats.

Les différentes recherches documentaires réalisées entre mai et juin 2026 ont permis d'identifier un total de 58 références potentiellement pertinentes. Après suppression de 10 doublons, 48 publications uniques ont été retenues pour l'analyse des titres et résumés.

Le processus de sélection des études a été réalisé par un seul chercheur. Celui-ci a procédé à l'examen des titres et des résumés des 48 publications uniques afin d'évaluer leur pertinence au regard de l'objet de la revue. Les publications jugées pertinentes ont ensuite fait l'objet d'une recherche du texte intégral.

Malgré plusieurs tentatives de récupération via les plateformes d'éditeurs, les archives ouvertes et les bases académiques accessibles, 21 publications n'ont pas pu être obtenues en texte intégral. Ces 21 publications représentent 43,75 % des 48 textes intégraux recherchés. Ce taux de non-récupération est susceptible d'introduire un biais de disponibilité dans la constitution du corpus final, certaines études potentiellement pertinentes n'ayant pas pu faire l'objet d'une évaluation en texte intégral.

Au final, 27 articles ont été récupérés, analysés et intégrés dans le corpus final de la revue systématique. Ces études ont fait l'objet d'une extraction structurée portant notamment sur les caractéristiques bibliographiques, les méthodologies mobilisées, les technologies d'intelligence artificielle étudiées, les domaines d'application concernés, les bénéfices identifiés, les risques observés ainsi que les perspectives futures de recherche.

Compte tenu de l'hétérogénéité du corpus, l'appréciation de la qualité a été adaptée au design des études : MMAT 2018 pour les études empiriques qualitatives, quantitatives et mixtes (Hong et al., 2018), checklist JBI pour les revues systématiques ou structurées et SANRA pour la revue narrative. Les travaux conceptuels ou normatifs ont été appréciés selon la crédibilité des sources, la cohérence de l'argumentation et l'ancrage dans la littérature ; les études bibliométriques selon la transparence et la reproductibilité de leur stratégie ; et les travaux de

Design Science selon la pertinence du problème, la conception de l'artefact et son évaluation. L'appréciation a été effectuée critère par critère, sans score global ni exclusion a posteriori, les limites relevées étant intégrées à l'interprétation des résultats.

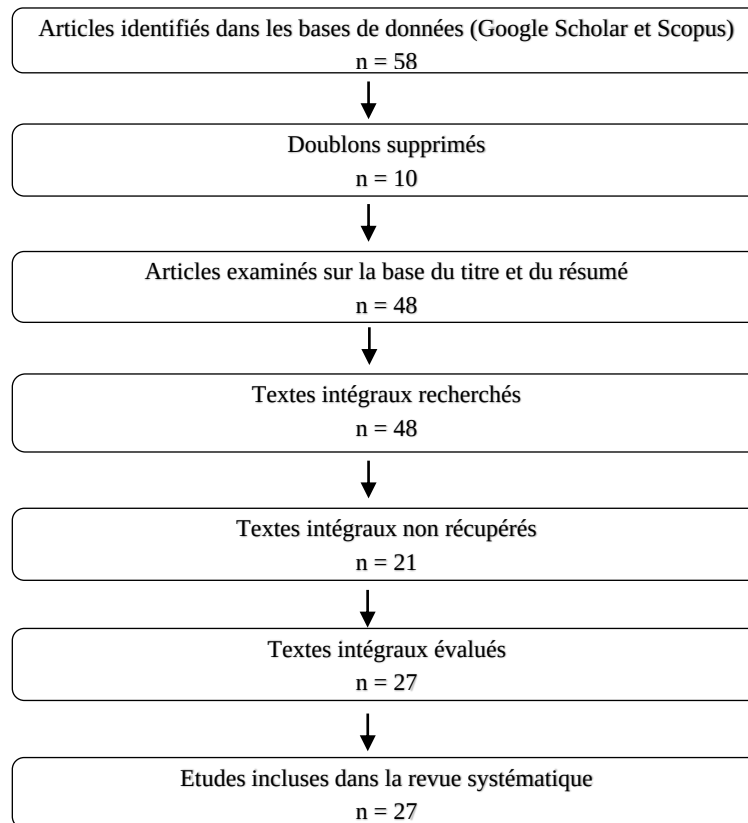
L'appréciation méthodologique a été réalisée par le même chercheur à partir des critères prédéfinis présentés ci-dessus. Les résultats de cette appréciation ont ensuite été intégrés à l'analyse et à l'interprétation du corpus.

L'analyse descriptive et thématique a permis d'identifier les principales tendances relatives aux technologies d'IA, à leurs domaines d'application en audit interne ainsi qu'aux bénéfices, défis et perspectives associés.

La revue systématique n'a pas fait l'objet d'un pré-enregistrement dans un registre public. Afin d'assurer la transparence et la traçabilité du processus, les différentes étapes de la démarche méthodologique ont néanmoins été formalisées et documentées dans les outils de suivi utilisés pour la conduite de la revue, puis rapportées conformément aux recommandations de PRISMA 2020.

Compte tenu de la taille du corpus (27 études) et de l'orientation qualitative et thématique de la revue, aucune cartographie bibliométrique par cocitation ou cooccurrence des mots-clés n'a été intégrée au protocole retenu. Une telle approche constitue une voie complémentaire de recherche qui pourrait être mobilisée ultérieurement sur un corpus plus large afin d'approfondir l'analyse de la structuration du champ.

Figure 2 : Diagramme de flux PRISMA du processus de sélection des études



Source : Élaboré par nos soins selon les recommandations PRISMA

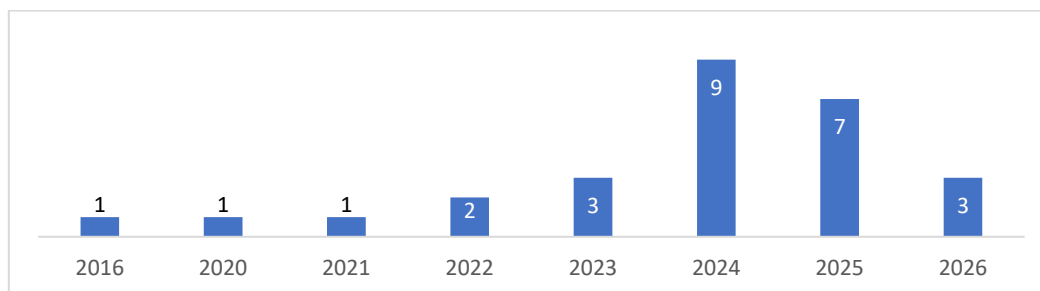
4. Résultats et discussion

4.1. Caractéristiques générales des études retenues

L'analyse des 27 articles (tableau 1 ci-dessous) retenus met en évidence le caractère récent et

en forte expansion de la recherche consacrée à l'intelligence artificielle appliquée à l'audit interne. Dix-neuf études, soit 70,4 % du corpus, ont été publiées entre 2024 et 2026, dont neuf en 2024, sept en 2025 et trois en 2026. Cette concentration des publications sur les années les plus récentes confirme l'intérêt croissant de la communauté scientifique pour les applications de l'intelligence artificielle dans les domaines de l'audit, de la gouvernance, de la gestion des risques et de l'AI Assurance.

Figure 3 : Évolution temporelle des publications retenues

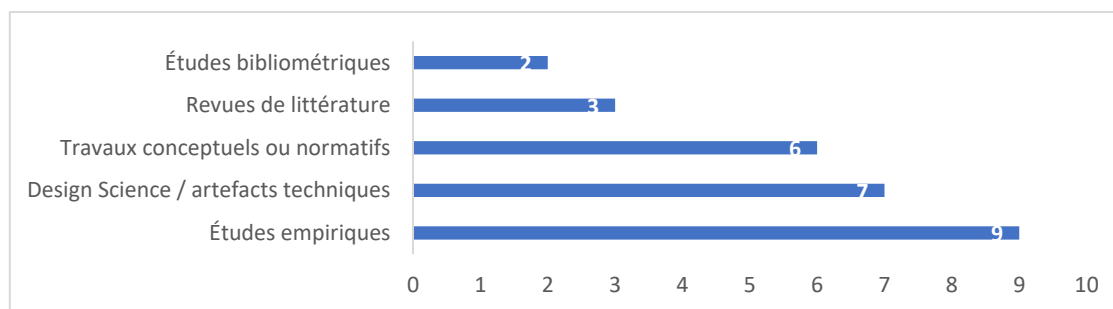


Source : Élaboré par nos soins

La Figure 3 ci-dessus présente l'évolution annuelle des publications incluses dans la revue. Sur le plan géographique, le corpus couvre des contextes diversifiés, notamment au Moyen-Orient, en Europe et dans plusieurs pays émergents, tandis que les travaux récents sur la gouvernance de l'IA, l'audit continu et l'AI Assurance privilégient davantage des approches transversales et internationales.

Les 27 études présentent des designs diversifiés : 9 études empiriques (33,3 %), 7 relevant de la Design Science ou de la conception d'artefacts (25,9 %), 6 travaux conceptuels ou normatifs (22,2 %), 3 revues de littérature (11,1 %) et 2 analyses bibliométriques (7,4 %). La Figure 4 synthétise cette répartition méthodologique.

Figure 4 : Répartition des études selon leur design méthodologique



Source : Élaboré par les auteurs à partir du corpus de la revue systématique.

4.2. Appréciation de la qualité méthodologique des études incluses

L'appréciation méthodologique des 27 études (tableau 2 ci-dessous), conduite selon les grilles adaptées aux différents designs présentées en section 3.5, met en évidence des niveaux de robustesse variables. Le Tableau 2 en présente la synthèse.

Dans l'ensemble, la robustesse méthodologique varie selon les designs : les études empiriques les mieux documentées présentent une cohérence satisfaisante entre objectifs, données et analyses, tandis que plusieurs travaux de Design Science proposent des artefacts ou cadres évalués. Les principales limites concernent l'absence de validation empirique de certains travaux conceptuels, la représentativité de certaines études quantitatives et la documentation incomplète de la sélection ou de l'appréciation des sources dans certaines revues. Ces limites ont été prises en compte dans l'interprétation des résultats sans conduire à des exclusions a posteriori.

Tableau 1 : Caractéristiques méthodologiques et principaux résultats des études incluses

Étude	Année	Pays / contexte	Méthodologie	Principal résultat
Wassie & Lakatos	2024	International	Revue systématique de littérature	L'IA améliore l'analyse des données, le monitoring continu, la détection des fraudes et l'automatisation des contrôles. Le framework CACS est proposé pour faciliter son intégration dans l'audit interne.
Kontogeorgis	2025	International	Revue de littérature et analyse conceptuelle	L'IA favorise l'automatisation, le monitoring continu, l'analyse des données et l'amélioration de l'efficacité de l'audit interne.
Cangemi	2016	International	Analyse professionnelle / sectorielle	L'utilisation des technologies dans l'audit interne progresse, notamment pour le data analytics, le contrôle interne et le monitoring continu.
Albate	2025	International – audit interne et gestion des risques	Revue de littérature qualitative et études de cas	Les techniques d'IA améliorent la rapidité, la précision et la proactivité de l'évaluation des risques et favorisent le passage vers un audit continu et prédictif.
Aldemir & Uçma Uysal	2024	Secteur public	Analyse conceptuelle	Les compétences en IA deviennent essentielles pour permettre aux auditeurs internes d'utiliser et de contrôler efficacement les technologies intelligentes.
Alassuli	2025	Banques commerciales jordaniennes	Étude quantitative par questionnaire et régression linéaire	Le RPA fondé sur l'IA améliore l'efficacité de l'audit interne, la planification, l'exécution des missions et le monitoring continu des risques.
Pizzi et al.	2021	International	Analyse bibliométrique	Quatre axes majeurs structurent la littérature sur la transformation numérique de l'audit : fraude, analytics, audit continu et innovation technologique.
Schuett	2025a	International – développeurs d'IA avancée	Analyse conceptuelle et théorique	L'audit interne pourrait contribuer à la gouvernance, à la gestion des risques et au contrôle des systèmes d'IA avancée.
Álvarez-Foronda et al.	2023	International	Revue de littérature et proposition d'un modèle théorique	Le data analytics permet d'améliorer l'efficacité des audits, la détection des fraudes, l'automatisation des tests et la couverture des populations auditées.
Karimallah & Drissi	2024	Multisectoriel	Étude empirique par questionnaire	La digitalisation renforce l'agilité de l'audit interne et transforme progressivement ses pratiques et ses missions.
Shivram	2024	International	Framework théorique et revue de littérature	Le machine learning peut être intégré aux différentes étapes du cycle d'audit : évaluation des risques, planification, travaux d'audit et reporting.
Svanberg et al.	2025	Suède / International	Étude de cas et développement d'un modèle de ML	Un mécanisme de <i>thresholding</i> permet de prioriser les exceptions et de réduire la surcharge d'alertes dans les systèmes d'audit continu.
Ferreira et al.	2025	Brésil – institutions financières	Étude qualitative par entretiens semi-directifs	L'audit interne contribue au renforcement des contrôles de cybersécurité et à l'évolution vers des approches d'audit fondées sur les données.
Goncalves & Imoniana	2022	Brésil – PME	Étude de cas comparative / benchmarking ERP	La préparation des ERP constitue une condition importante pour le déploiement de l'audit continu, notamment à travers les <i>audit trails</i> , checkpoints et mécanismes de séparation des tâches.

Wang et al.	2020	Australie – secteur public	Développement et validation d'un framework IA	Le framework CoCAF permet d'automatiser l'audit de conformité des achats et de soutenir une assurance continue.
Morales et al.	2022	Argentine – entreprise publique	Étude de cas	La loi de Benford peut aider les auditeurs internes à détecter des anomalies dans de grands volumes de données ERP et à orienter les investigations.
Putra et al.	2022	Indonésie – gouvernements régionaux de Sumatra	Analyse bibliométrique	L'audit interne, la gestion des risques, le whistleblowing et la big data analytics constituent des dimensions complémentaires de la prévention de la criminalité financière.
Musa	2024	Arabie Saoudite – auditeurs internes de Riyadh	Étude quantitative par questionnaire et PLS-SEM	L'IA est associée positivement à la performance de l'audit interne, avec des effets différenciés selon les formes d'IA étudiées.
Hu et al.	2023	Chine – entreprises manufacturières cotées	Modélisation multicritère et enquête auprès d'experts	La stratégie d'application de l'IA, sa gouvernance, les facteurs humains, l'infrastructure et la qualité des données constituent des facteurs importants pour l'audit interne fondé sur l'IA.
Schiff et al.	2024	International – 34 acteurs dans 7 pays	Étude qualitative par entretiens semi-directifs	Les audits éthiques de l'IA présentent des similitudes avec l'audit financier, mais restent confrontés à des limites concernant l'implication des parties prenantes, la mesure du succès et le reporting externe.
Alotaibi	2025	Gouvernance du reporting financier	Design Science Research et <i>concept mining</i>	Le framework CFRGF articule qualité des données, transparence algorithmique, détection des anomalies et fraudes, conformité, auditabilité et supervision humaine.
Schuett	2025b	International – organisations développant/déploquant l'IA	Analyse conceptuelle fondée sur le modèle des trois lignes de défense	Le modèle des trois lignes de défense peut contribuer à clarifier les responsabilités et à renforcer la gouvernance et la supervision des risques liés à l'IA.
Alotaibi, Khallaf & Gleason	2024	Émirats arabes unis – reporting financier	Design Science Methodology et modèle Random Forest	Le modèle Random Forest permet d'identifier des paramètres critiques de détection des erreurs et d'améliorer la précision de certaines procédures de contrôle financier.
Sattlegger & Bharosa	2024	Pays-Bas – secteur public	Étude qualitative exploratoire, enquête et entretiens	Le modèle des trois lignes de défense fournit une grille de répartition des responsabilités face aux risques éthiques liés à l'IA, mais présente des limites face à leur caractère émergent et complexe.
Muhammad & Yow	2026	International	Recherche conceptuelle et développement d'un cadre <i>Risk-Based AI Assurance</i>	Le cadre proposé structure l'assurance des systèmes d'IA autour des risques, de la conformité, de la transparence, de l'explicabilité, de la robustesse et de la gouvernance.

Muhammad, Yow & Alsenan	2026	International – environnements numériques / DevOps	Recherche conceptuelle et framework <i>Policy-as-Code</i>	L'approche <i>Audit-as-Code</i> vise à automatiser les activités d'audit et d'assurance grâce à des règles codifiées, favorisant la traçabilité et la conformité continue.
Ahmi & Smidt	2026	International	Analyse bibliométrique et cartographie scientifique	L'analyse met en évidence une forte croissance de la recherche sur l'IA appliquée à l'audit depuis 2019 et identifie six grands clusters thématiques, notamment l'analytique d'audit, la gouvernance et l'IA responsable, l'intégration IA-audit, l'automatisation et la qualité de l'audit ainsi que l'audit continu fondé sur l'analytique.

Source : Élaboré par nos soins à partir des 27 études incluses dans la revue systématique

Tableau 2 : Synthèse de l'appréciation de la qualité méthodologique des études incluses

ID	Design retenu	Grille d'appréciation	Synthèse de l'appréciation méthodologique
A001	Revue systématique	JB1	Démarche structurée et cadre d'analyse explicité ; couverture limitée principalement à Web of Science et absence d'une appréciation formelle clairement documentée de la qualité des études primaires.
A002	Revue bibliographique/narrative	SANRA	Objectifs et fondement documentaire explicites ; stratégie de recherche partiellement décrite, mais sélection des sources et appréciation critique insuffisamment documentées.
A004	Conceptuel/professionnel	Grille conceptuelle/textuelle adaptée	Problématique et contribution clairement articulées avec la pratique de l'audit ; fondement principalement conceptuel et professionnel, sans validation empirique.
A005	Qualitative, cas et littérature	MMAT qualitatif	Approche qualitative pertinente, mais transparence limitée sur certaines modalités de collecte et d'analyse ; dépendance importante à des données secondaires publiques.
A008	Conceptuel fondé sur la littérature	Grille conceptuelle/textuelle adaptée	Objectif et ancrage dans la littérature et les référentiels professionnels explicites ; propositions essentiellement conceptuelles, sans validation empirique directe.
A009	Quantitative, enquête transversale	MMAT quantitatif descriptif	Stratégie d'échantillonnage, mesures, taux de réponse et analyses statistiques clairement documentés ; bonne cohérence entre objectif, données et analyses.
A011	Bibliométrique	Grille bibliométrique adaptée	Démarche bibliométrique structurée et cohérente avec l'objectif de cartographie du domaine ; résultats dépendants de la stratégie de recherche et du périmètre bibliographique retenu.
A012	Conceptuel/normatif	Grille conceptuelle/textuelle adaptée	Argumentation structurée et fortement ancrée dans la littérature sur l'audit, la gouvernance et les risques de l'IA ; propositions non soumises à une validation empirique.
A014	Revue et construction de cadre	Grille conceptuelle/textuelle adaptée	Synthèse documentaire permettant la construction d'un cadre analytique pertinent ; validation empirique du cadre limitée ou absente.
A016	Quantitative, enquête	MMAT quantitatif descriptif	Mesures et analyses quantitatives appropriées ; informations plus limitées concernant l'échantillonnage, la représentativité et le risque de non-réponse.
A020	Cadre théorique	Grille conceptuelle/textuelle adaptée	Cadre théorique clairement articulé au cycle de l'audit interne et à l'apprentissage automatique ; contribution essentiellement conceptuelle nécessitant une validation empirique.
A031	Design Science / système ML	Grille Design Science adaptée	Problème clairement identifié et artefact analytique explicite ; évaluation permettant d'étayer son utilité, avec des limites de généralisation au-delà du contexte étudié.

A032	Qualitative, entretiens	MMAT qualitatif	Cohérence élevée entre question de recherche, entretiens semi-structurés, analyse de contenu et interprétation des résultats.
A033	Design Science + cas ERP	Grille Design Science adaptée	Artefact et démarche de conception clairement reliés au problème d'audit continu ; évaluation contextualisée limitant la généralisation immédiate.
A034	Design Science + données réelles	Grille Design Science adaptée	Cadre proposé évalué sur des données organisationnelles réelles ; résultats opérationnels documentés, avec certaines limites liées au contexte et au traitement de règles complexes.
A043	Analyse empirique de données transactionnelles	Grille analytique adaptée	Méthode quantitative cohérente avec l'analyse de bases de données à volume élevé ; pertinence analytique établie, mais portée dépendante des données et du contexte examinés.
A044	Revue systématique structurée	JB1	Recherche documentaire structurée et sources explicitées ; reporting incomplet de certaines étapes de sélection et absence d'une appréciation formelle clairement documentée de la qualité des études incluses.
A046	Quantitative, questionnaire	MMAT quantitatif descriptif	Mesures et analyses statistiques appropriées ; incertitudes concernant la stratégie d'échantillonnage, la représentativité et le biais de non-réponse.
A048	Modélisation multicritère, expertise et cas d'entreprises	Grille de modélisation multicritère adaptée	Construction méthodologique détaillée, mobilisation de 34 experts et application à quatre cas d'entreprises ; robustesse intéressante mais généralisation limitée par le nombre et le contexte des cas.
A049	Qualitative, entretiens	MMAT qualitatif	Questions de recherche explicites, 34 entretiens semi-structurés et démarche d'analyse qualitative cohérente ; limites de portée reconnues par les auteurs.
A050	Design Science / construction de cadre	Grille Design Science adaptée	Processus de construction du cadre explicité et validation conceptuelle documentée ; validation essentiellement conceptuelle plutôt qu'en situation organisationnelle réelle.
A051	Conceptuel/normatif	Grille conceptuelle/textuelle adaptée	Articulation théorique claire entre gestion des risques liés à l'IA et modèle des lignes de défense ; absence de données empiriques, reconnue comme piste de recherche ultérieure.
A052	Design Science + expérimentation ML	Grille Design Science adaptée	Démarche Design Science explicitement structurée, artefact développé et évaluation expérimentale ; généralisation à des environnements organisationnels divers restant à établir.
A053	Méthodes mixtes exploratoires	MMAT méthodes mixtes	Justification et combinaison de l'enquête et des entretiens cohérentes ; intégration des résultats effective, mais limites liées notamment à la petite taille et au caractère non probabiliste de l'échantillon.
A056	Design Science / AI Assurance	Grille Design Science adaptée	Cadre d'assurance explicite et démontré à travers plusieurs cas d'usage ; validation encourageante mais encore principalement fondée sur des démonstrations du cadre.
A057	Design Science / Audit-as-Code + expérimentation	Grille Design Science adaptée	Artefact clairement défini et évalué sur corpus synthétique et applications réelles ; démarche reproductible, avec limites de généralisation explicitement discutées.

Source : Élaboré par les auteurs à partir de l'appréciation méthodologique des études incluses.

4.3. Applications et bénéfices de l'intelligence artificielle dans l'audit interne

Tableau 3 : Principaux domaines d'application de l'intelligence artificielle dans l'audit interne

Domaine	Principales applications observées
Automatisation de l'audit	Automatisation des tests, contrôles et procédures répétitives
Audit continu	Monitoring permanent et surveillance en temps réel
Gestion des risques	Analyse prédictive et alertes précoces
Détection de fraude	Identification d'anomalies et comportements suspects
Data Analytics	Analyse de grands volumes de données
Gouvernance de l'IA	Supervision des systèmes intelligents
AI Assurance	Audit des algorithmes et évaluation des modèles
Audit éthique	Transparence, équité et explicabilité des systèmes IA

Source : Élaboré par nos soins

Afin de compléter cette synthèse qualitative, un codage thématique non exclusif des 27 études a été réalisé à partir des applications et contributions explicitement identifiées lors de l'extraction des données. Une même étude pouvant traiter plusieurs domaines d'application, elle a été comptabilisée dans chacun des thèmes auxquels elle contribue ; les fréquences et pourcentages présentés ci-après ne sont donc pas mutuellement exclusifs et leur somme n'a pas vocation à correspondre à 100 %.

L'automatisation des activités d'audit est explicitement abordée dans 10 des 27 études (37 %). Wassie et Lakatos (2024) l'identifient parmi les principaux apports de l'IA, tandis qu'Alassuli (2025) montre que le RPA fondé sur l'IA améliore significativement l'efficacité de l'audit interne dans les banques commerciales jordaniennes, notamment par l'automatisation des tâches répétitives et la réduction des erreurs humaines.

L'audit continu est explicitement abordé dans 8 des 27 études (29,6 %). Wassie et Lakatos (2024) soulignent le rôle de l'IA dans son développement, tandis qu'Alassuli (2025) met en évidence l'apport du RPA à l'audit continu et à la gestion des risques en temps réel. Wang et al. (2020) l'illustrent avec le framework CoCAF, qui automatise le contrôle de conformité des opérations d'achat et permet une actualisation continue des informations.

La gestion des risques est explicitement abordée dans 8 des 27 études (29,6 %), notamment à travers l'évaluation des risques et l'analytique prédictive, tandis que le Data Analytics et les techniques apparentées apparaissent dans 10 études (37 %). L'identification des anomalies et la détection ou la prévention de la fraude concernent 9 études (33,3 %). Morales et al. (2022) montrent l'intérêt de la loi de Benford pour repérer des anomalies dans des données ERP, sans l'assimiler à un dispositif autonome de détection de fraude ; Putra et al. (2022) soulignent la contribution du Big Data Analytics à la prévention de la fraude ; et Alotaibi et al. (2024) montrent l'apport du Random Forest à l'identification des paramètres critiques pour la détection des erreurs.

Les travaux récents font également émerger de nouveaux domaines d'intervention. La gouvernance de l'IA est explicitement abordée dans 7 des 27 études (25,9 %), notamment sous l'angle de la supervision des risques, de l'auditabilité et des mécanismes de responsabilité. L'audit éthique et l'AI Assurance apparaissent chacun dans 4 études (14,8 %). Schiff et al. (2024) présentent l'audit éthique comme un mécanisme permettant d'opérationnaliser les principes de transparence, d'équité et de responsabilité, tandis que Muhammad et Yow (2026) proposent une approche de l'AI Assurance fondée sur les risques, reliant notamment leur sévérité aux exigences de traçabilité, d'explicabilité et aux éléments probants nécessaires à l'assurance.

4.4. Limites et défis

Malgré les bénéfices identifiés, l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'audit interne

soulève des défis techniques, organisationnels, éthiques et réglementaires, auxquels s'ajoutent les enjeux émergents de gouvernance et d'auditabilité des systèmes intelligents. Le Tableau 4 synthétise les principaux avantages et défis recensés dans la littérature.

Tableau 4 : Principaux avantages et défis associés à l'intelligence artificielle en audit interne

Principaux avantages	Principaux défis
Automatisation des tâches d'audit	Qualité des données
Amélioration de l'efficacité opérationnelle	Biais algorithmiques
Audit continu et surveillance renforcée	Explicabilité des modèles
Détection avancée des fraudes	Déficit de compétences spécialisées
Meilleure gestion des risques	Intégration organisationnelle
Aide à la décision	Enjeux éthiques
Renforcement de la gouvernance	Évolution réglementaire
Développement de l'AI Assurance	Auditabilité des systèmes IA

Source : Élaboré par nos soins

Les principaux défis techniques concernent la qualité des données, les biais algorithmiques et l'explicabilité des modèles. La fiabilité des systèmes d'IA dépend de données suffisamment complètes, cohérentes et traçables, tandis que les modèles d'apprentissage peuvent reproduire ou amplifier les biais présents dans les données et connaître des dérives au fil du temps. Par ailleurs, l'opacité de certains modèles complexes limite leur interprétabilité et peut réduire la confiance dans leurs résultats. La gouvernance des données, la maîtrise des biais et la transparence algorithmique constituent ainsi des conditions essentielles à l'auditabilité des systèmes intelligents et au développement de l'AI Assurance.

Les travaux analysés mettent également en évidence un déficit de compétences spécialisées. L'intégration de l'IA exige notamment des compétences en analyse de données, intelligence artificielle, programmation, gouvernance des données et cybersécurité, impliquant une évolution des profils des auditeurs et le développement d'équipes multidisciplinaires associant expertise d'audit, technologique et de gestion des risques.

L'intégration organisationnelle de l'IA constitue également un défi, notamment en matière de gestion du changement, d'adaptation des processus et de coordination des parties prenantes. Elle suppose d'inscrire les systèmes d'IA dans les dispositifs de gouvernance, de gestion des risques et de contrôle interne, avec une supervision continue et une coordination entre les fonctions d'audit, de conformité, de gestion des risques et les équipes technologiques.

Les enjeux éthiques et réglementaires occupent également une place croissante. La transparence, la responsabilité, l'équité algorithmique, la protection des données et la supervision humaine deviennent des dimensions essentielles de la gouvernance de l'IA, tandis que l'évolution rapide des cadres réglementaires crée de nouvelles exigences de conformité. Dans ce contexte, l'audit interne est progressivement appelé à évaluer la conformité, les risques et les dimensions éthiques des systèmes intelligents, renforçant ainsi son rôle dans la gouvernance de l'IA et le développement de l'AI Assurance.

4.5. Perspectives futures

L'analyse du corpus met en évidence plusieurs perspectives de recherche découlant notamment des limites théoriques, méthodologiques et opérationnelles des études retenues. Le Tableau 5 ci-dessous en présente les principaux axes.

Une première perspective concerne la validation empirique de l'audit prédictif. Le cadre d'intégration du machine learning proposé par Shivram (2024) demeure principalement théorique, tandis que Svanberg et al. (2025) évaluent la priorisation intelligente des exceptions dans un contexte d'audit continu limité à un cas. Des recherches menées dans différents secteurs et environnements organisationnels permettraient ainsi d'évaluer la performance et la généralisabilité de ces dispositifs.

Tableau 5 : Principales perspectives de recherche identifiées

Axe futur	Orientations de recherche
Audit prédictif	Validation empirique
XAI	Explicabilité
AI Assurance	Référentiels
Compétences	Formation
Etudes empiriques	Données réelles
Gouvernance IA	Trois lignes de défense

Source : Élaboré par nos soins

Une deuxième perspective concerne l'intelligence artificielle explicable (XAI). Shivram (2024) souligne les difficultés d'explicabilité des modèles de machine learning et la nécessité de préserver le jugement professionnel de l'auditeur. Les recherches futures pourraient ainsi examiner dans quelle mesure des modèles plus transparents et interprétables renforcent l'auditabilité, la conformité réglementaire et la robustesse des dispositifs d'AI Assurance.

Une troisième perspective concerne la gouvernance et l'audit éthique de l'IA. Schiff et al. (2024) montrent que cet audit demeure peu standardisé, avec des standards instables, un reporting externe limité et des contraintes de ressources et de compétences. Les recherches futures pourraient ainsi contribuer à développer et valider des référentiels d'audit et d'AI Assurance permettant d'évaluer la conformité, l'équité, la transparence et la responsabilité des systèmes d'IA tout au long de leur cycle de vie.

Une quatrième perspective porte sur les compétences des auditeurs internes. Aldemir et Uçma Uysal (2024) mettent en évidence des besoins de formation continue et de développement des compétences en IA, tandis que Shivram (2024) souligne la dépendance de l'intégration du machine learning à la disponibilité de compétences techniques spécialisées. Les recherches futures pourraient ainsi préciser les compétences requises et évaluer les dispositifs de formation et les modèles organisationnels nécessaires à l'audit des systèmes intelligents et à l'AI Assurance.

Une cinquième perspective concerne le renforcement des recherches empiriques. Wassie et Lakatos (2024) soulignent leur insuffisance dans le domaine de l'IA appliquée à l'audit interne, tandis que les cadres proposés par Shivram (2024) et Putra et al. (2022) nécessitent des validations empiriques complémentaires. Des recherches fondées sur des données organisationnelles réelles permettraient ainsi d'évaluer l'impact de l'IA sur l'audit interne, le contrôle et la gestion des risques, tout en testant la généralisabilité des résultats selon les secteurs et les contextes organisationnels.

Une sixième perspective concerne l'intégration de l'IA dans les dispositifs de gouvernance, de gestion des risques et de contrôle interne. Les recherches futures pourraient notamment examiner la répartition des responsabilités entre les trois lignes de défense et préciser le rôle de l'audit interne dans la gouvernance, la supervision et l'assurance des systèmes intelligents.

5. Discussion des résultats

Les résultats mettent en évidence une transformation de l'audit interne selon une double dynamique : l'IA renforce les capacités et les pratiques d'audit, tandis que l'audit interne est progressivement appelé à évaluer et assurer les systèmes d'IA déployés par les organisations. Cette évolution affecte simultanément le rôle de l'auditeur, la temporalité de l'audit, les compétences requises et les mécanismes de gouvernance.

5.1. De l'audit traditionnel à l'audit augmenté par l'intelligence artificielle

Le passage vers l'audit augmenté traduit une évolution du rôle de l'auditeur interne plutôt qu'une substitution de l'expertise humaine. L'IA déplace progressivement sa valeur ajoutée des

tâches répétitives vers l'interprétation des résultats, l'appréciation des risques et le conseil. La création de valeur repose ainsi sur la complémentarité entre les capacités algorithmiques et le jugement professionnel de l'auditeur.

5.2. Vers un audit plus prédictif et proactif

Au-delà des capacités prédictives identifiées dans les résultats, cette évolution traduit un changement de temporalité de l'audit interne : d'une logique principalement fondée sur le constat a posteriori vers une logique davantage orientée vers l'anticipation. Elle peut ainsi renforcer la dimension préventive et stratégique de l'audit interne, tout en accroissant sa dépendance à la qualité des données et à la fiabilité des modèles mobilisés. L'enjeu réside dès lors dans l'utilisation des prédictions algorithmiques comme une aide au jugement professionnel plutôt que comme un substitut à celui-ci.

5.3. La transformation des compétences des auditeurs internes

La transformation des compétences correspond à une recomposition du profil de l'auditeur interne, fondée sur l'articulation entre compétences technologiques et capacités de jugement, d'analyse critique, d'éthique et de communication. La création de valeur dépend ainsi de la capacité à intégrer les compétences liées à l'IA tout en préservant les dimensions humaines qui fondent le rôle d'assurance et de conseil.

5.4. Gouvernance, éthique et nouveaux enjeux de contrôle

Les enjeux de gouvernance et d'éthique élargissent le rôle de l'audit interne au-delà de l'utilisation de l'intelligence artificielle dans ses propres activités. Schiff et al. (2024) montrent notamment que l'audit éthique de l'IA demeure confronté à des standards encore instables, à un reporting externe limité ainsi qu'à des contraintes de ressources et de compétences. Ces constats soulignent la nécessité de mécanismes d'audit permettant d'apprécier la transparence, l'équité, l'explicabilité et la responsabilité des systèmes intelligents.

Dans le même prolongement, Muhammad et Yow (2026) inscrivent l'AI Assurance dans une approche fondée sur les risques, renforçant le rôle potentiel de l'audit dans l'évaluation et la supervision des systèmes d'IA. La littérature fait ainsi apparaître une double évolution de l'audit interne : utilisateur de l'IA pour transformer ses propres pratiques et fournisseur d'assurance sur les systèmes intelligents déployés par l'organisation. Cette seconde dimension constitue un élargissement de son rôle traditionnel d'assurance et de gouvernance.

5.5. Modèle conceptuel de transformation de l'audit interne par l'IA

À partir des 27 études retenues, un modèle conceptuel intégrateur est proposé afin de synthétiser les relations entre les technologies d'IA, les nouvelles capacités d'audit, la transformation de l'audit interne, l'AI Assurance et la création de valeur organisationnelle.

Ce modèle s'inscrit dans le prolongement du cadre proposé par Leocádio et al. (2024), qui met en évidence la transformation des pratiques d'audit sous l'effet de l'intelligence artificielle, notamment le passage d'une logique principalement rétrospective à une surveillance plus proactive et en temps réel. Il s'en distingue toutefois par une structuration spécifiquement centrée sur la transformation de la fonction d'audit interne et par l'intégration de deux dimensions complémentaires. D'une part, il explicite la chaîne reliant les technologies d'intelligence artificielle aux nouvelles capacités d'audit, puis à l'évolution vers un audit continu, prédictif et augmenté et à la création de valeur organisationnelle. D'autre part, il intègre l'émergence de l'AI Assurance, dans laquelle l'audit interne ne constitue plus seulement un utilisateur de l'intelligence artificielle, mais également un acteur de l'évaluation, de la supervision et de l'assurance des systèmes intelligents. Le modèle prend enfin en compte les principaux facteurs conditionnant cette transformation, notamment la qualité des données, les

compétences, la gouvernance de l'IA, l'explicabilité, la supervision humaine et les exigences réglementaires.

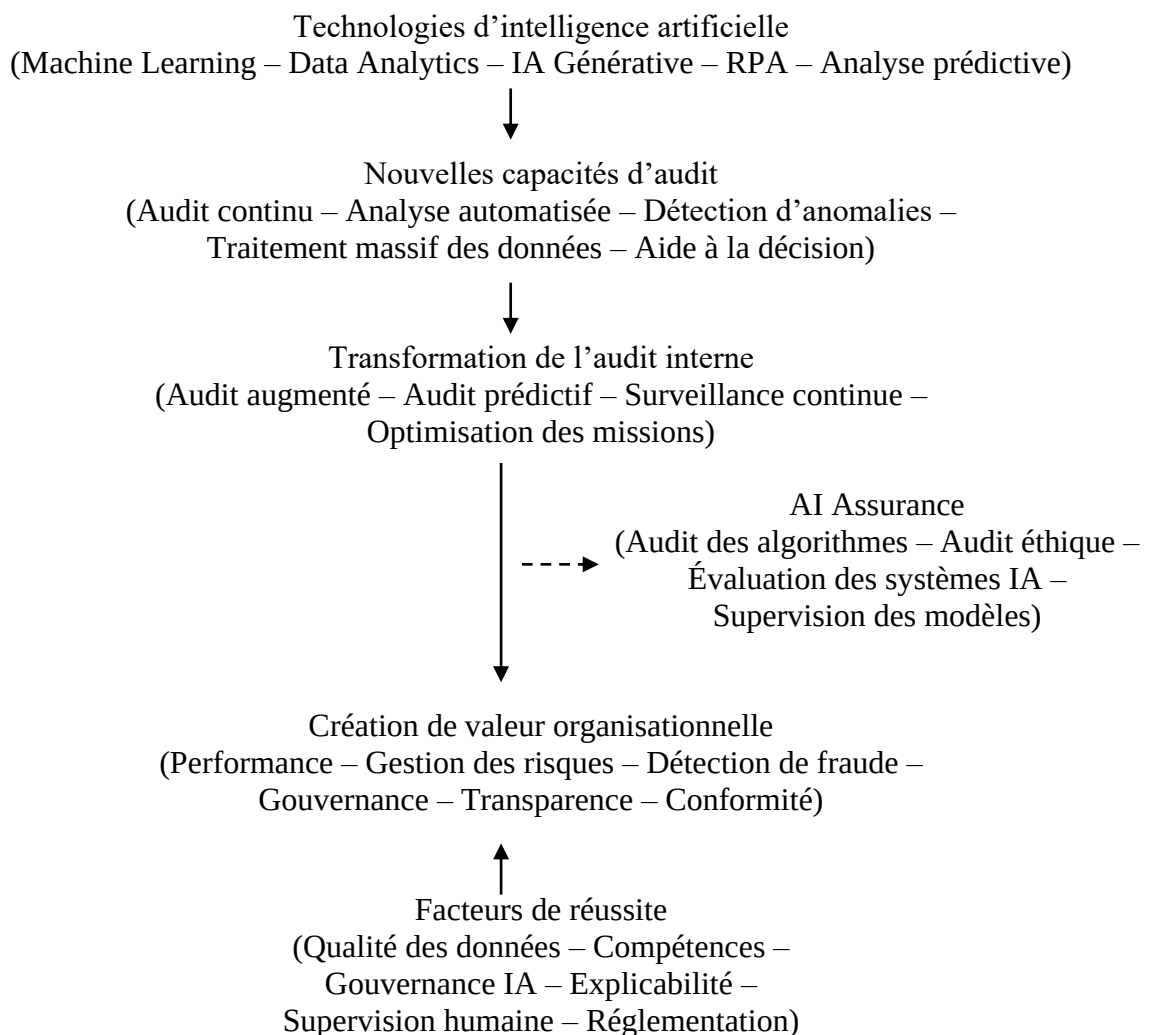
Les technologies identifiées dans le corpus, notamment le machine learning, le data analytics, l'IA générative, la RPA et l'analyse prédictive, soutiennent de nouvelles capacités d'audit fondées sur l'automatisation, le traitement massif des données, la surveillance continue, la détection d'anomalies et l'anticipation des risques. Elles favorisent ainsi le passage d'un audit principalement périodique et rétrospectif vers un audit davantage continu, prédictif et augmenté.

Cette transformation contribue à la création de valeur par l'amélioration de la couverture des risques, de la détection des fraudes, du reporting et de la prise de décision. Elle s'accompagne également de l'émergence d'un rôle d'évaluation, de supervision et d'assurance des systèmes d'IA déployés par les organisations.

La création de valeur demeure toutefois conditionnée par la qualité des données, les compétences des auditeurs, la gouvernance et l'explicabilité des systèmes d'IA, ainsi que par la supervision humaine et la maîtrise des enjeux éthiques et réglementaires.

La Figure 5 synthétise cette transformation en articulant technologies d'IA, nouvelles capacités d'audit, évolution des pratiques, AI Assurance et création de valeur organisationnelle.

Figure 5 : Modèle conceptuel de transformation de l'audit interne par l'intelligence artificielle



Source : Élaboré par nos soins

Ce modèle, issu de la synthèse des études incluses dans la revue systématique, n'a pas fait l'objet d'une validation empirique ou d'une évaluation externe par des experts. Il constitue dès

lors un cadre conceptuel à valider dans de futures recherches, notamment auprès de praticiens de l'audit interne ou au moyen d'une démarche structurée de consultation d'experts.

6. Conclusion

Cette recherche a analysé la transformation de l'audit interne par l'intelligence artificielle à travers une revue systématique de la littérature conduite selon PRISMA 2020, aboutissant à un corpus final de 27 études.

Les résultats confirment le caractère récent de ce champ, avec 19 des 27 études (70,4 %) publiées entre 2024 et 2026. Ils montrent que le machine learning, le data analytics, l'IA générative, la RPA et l'analyse prédictive contribuent notamment à l'automatisation des tâches, à l'audit continu, à la détection des anomalies et des fraudes ainsi qu'à une gestion plus proactive des risques, favorisant l'évolution vers un audit davantage continu, prédictif et créateur de valeur.

La revue souligne également que cette transformation demeure conditionnée par la qualité des données, la maîtrise des biais et de l'explicabilité, les compétences des auditeurs ainsi que la gouvernance, l'auditabilité et l'encadrement éthique des systèmes d'IA.

Sur le plan théorique, cette recherche prolonge le cadre de Leocádio et al. (2024) en proposant une lecture spécifiquement centrée sur l'audit interne et articulant deux dimensions complémentaires : l'utilisation de l'IA comme levier d'évolution vers un audit continu, prédictif et augmenté, et l'émergence de l'AI Assurance, par laquelle l'audit interne contribue à l'évaluation et à la supervision des systèmes intelligents. Le modèle proposé relie ainsi la transformation des pratiques d'audit à l'élargissement du rôle d'assurance de la fonction.

Sur le plan managérial, les résultats suggèrent une intégration progressive de l'IA dans l'audit interne : prioritairement, assurer la qualité et la gouvernance des données et développer les compétences des auditeurs ; ensuite, automatiser progressivement les activités et renforcer les capacités d'analyse et de surveillance ; enfin, accompagner la maturité des usages par des mécanismes de gouvernance, de supervision humaine et d'AI Assurance.

Cette recherche présente plusieurs limites méthodologiques : le recours à deux sources documentaires (Scopus et Google Scholar), la non-récupération de 21 des 48 textes intégraux recherchés (43,75 %), susceptible d'introduire un biais de disponibilité, la restriction aux publications en français et en anglais, ainsi que la sélection et l'appréciation méthodologique des études par un seul chercheur, sans seconde évaluation indépendante.

Ces limites ouvrent notamment des perspectives de validation empirique des effets de l'IA sur l'audit interne et d'approfondissement des recherches sur les compétences, la gouvernance, l'explicabilité ainsi que les enjeux éthiques et réglementaires des systèmes intelligents.

En définitive, l'IA transforme l'audit interne selon une double dynamique : elle renforce ses capacités d'analyse, d'anticipation et de création de valeur, tout en élargissant son rôle vers l'assurance des systèmes intelligents déployés par les organisations.

Références

- (1). Ahmi, A., & Smidt, L. (2026). AI-driven auditing: Trends, themes, and research trajectories. EDPACS, 1–20. <https://doi.org/10.1080/07366981.2026.2637772>
- (2). Alassuli, A. (2025). Impact of artificial intelligence using the robotic process automation system on the efficiency of internal audit operations at Jordanian commercial banks. Banks and Bank Systems, 20(1), 122-135. [https://doi.org/10.21511/bbs.20\(1\).2025.11](https://doi.org/10.21511/bbs.20(1).2025.11)
- (3). Albate, L. B. (2025). Recent Advancements and Emerging Trends in the Use of Artificial Intelligence for Risk Assessment in Internal Auditing. International Journal

- of Computing and Digital Systems, 18(1), 1-13.
<https://doi.org/10.12785/ijcds/1571163965>
- (4). Aldemir, C., & Uçma Uysal, T. (2024). AI competencies for internal auditors in the public sector. *EDPACS*, 69(1), 3–21. <https://doi.org/10.1080/07366981.2024.2312001>
 - (5). Alotabi, K. O. (2025). Developing a comprehensive financial reporting governance framework using AI techniques. *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 15(6), 29202–29207. <https://doi.org/10.48084/etasr.14202>
 - (6). Alotaibi, E. M., Khallaf, A., & Gleason, K. (2024). The role of random forest in internal audit to enhance financial reporting accuracy. *International Journal of Data and Network Science*, 8(3), 1751-1764. <https://doi.org/10.5267/j.ijdns.2024.2.013>
 - (7). Álvarez-Foronda, R., De-Pablos-Heredero, C., & Rodríguez-Sánchez, J.-L. (2023). Implementation model of data analytics as a tool for improving internal audit processes. *Frontiers in Psychology*, 14, 1140972. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1140972>
 - (8). Cangemi, M. P. (2016). Views on Internal Audit, Internal Controls, and Internal Audit's Use of Technology. *EDPACS*, 53(1), 1-9. <https://doi.org/10.1080/07366981.2015.1128186>
 - (9). Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission (COSO). (2013). *Internal Control - Integrated Framework: Executive Summary*. COSO.
 - (10). Ferreira, L. V. A., Alves, C. A. D. M., Peotta De Melo, L., & Nunes, R. R. (2025). Internal audit strategies for assessing cybersecurity controls in the Brazilian financial institutions. *Applied Sciences*, 15(10), 5715. <https://doi.org/10.3390/app15105715>
 - (11). Goncalves, R. C. M. G., & Imoniana, J. O. (2022). Readiness of low complexity ERP for continuous auditing in SMEs: The Brazilian case study. *Control and Cybernetics*, 51(3), 389–420. <https://doi.org/10.2478/candc-2022-0022>
 - (12). Hong, Q. N., Fàbregues, S., Bartlett, G., Boardman, F., Cargo, M., Dagenais, P., Gagnon, M.-P., Griffiths, F., Nicolau, B., O'Cathain, A., Rousseau, M.-C., Vedel, I., & Pluye, P. (2018). The Mixed Methods Appraisal Tool (MMAT) version 2018 for information professionals and researchers. *Education for Information*, 34(4), 285–291. <https://doi.org/10.3233/EFI-180221>
 - (13). Hu, K.-H., Chen, F.-H., Hsu, M.-F., & Tzeng, G.-H. (2023). Governance of artificial intelligence applications in a business audit via a fusion fuzzy multiple rule-based decision-making model. *Financial Innovation*, 9, 117. <https://doi.org/10.1186/s40854-022-00436-4>
 - (14). Karimallah, K., & Drissi, H. (2024). Assessing the impact of digitalization on internal auditing function. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 15(6), 864–870. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2024.0150687>
 - (15). Kontogeorgis, G. (2025). The artificial intelligence (AI) framework and the benefits of its use in internal audit. *International Multilingual Journal of Science and Technology*, 10(1), 8046–8050.
 - (16). Kurshan, E., Shen, H., & Chen, J. (2020). Towards self-regulating AI: Challenges and opportunities of AI model governance in financial services. *Proceedings of the First ACM International Conference on AI in Finance*, 1-8. <https://doi.org/10.1145/3383455.3422564>
 - (17). Leocádio, D., Malheiro, L., & Reis, J. (2024). Artificial intelligence in auditing: A conceptual framework for auditing practices. *Administrative Sciences*, 14(10), 238. <https://doi.org/10.3390/admsci14100238>
 - (18). Minkinen, M., Laine, J., & Mäntymäki, M. (2022). Continuous auditing of artificial intelligence: A conceptualization and assessment of tools and frameworks. *Digital Society*, 1(3), 21. <https://doi.org/10.1007/s44206-022-00022-2>

- (19). Morales, H. R., Porporato, M., & Epelbaum, N. (2022). Benford's law for integrity tests of high-volume databases: a case study of internal audit in a state-owned enterprise. *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, 27(53), 154–174. <https://doi.org/10.1108/JEFAS-07-2021-0113>
- (20). Muhammad, A. E., Yow, K.-C., & Alsenan, S. (2026). Audit-as-code: a policy-as-code framework for continuous AI assurance. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 9, 1759211. <https://doi.org/10.3389/frai.2026.1759211>
- (21). Muhammad, A. E., & Yow, K.-C. (2026). Risk-based AI assurance framework. *Information*, 17(3), 263. <https://doi.org/10.3390/info17030263>
- (22). Musa, A. M. H. (2024). Detecting the effect of artificial intelligence on internal audit performance: Empirical study in Saudia Arabia. *Decision Science Letters*, 13(4), 967-976. <https://doi.org/10.5267/j.dsl.2024.7.003>
- (23). Noordin, N. A., Hussainey, K., & Hayek, A. F. (2022). The use of artificial intelligence and audit quality: An analysis from the perspectives of external auditors in the UAE. *Journal of Risk and Financial Management*, 15(8), 339. <https://doi.org/10.3390/jrfm15080339>
- (24). Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., et al. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- (25). Pizzi, S., Venturelli, A., Variale, M., & Macario, G. P. (2021). Assessing the impacts of digital transformation on internal auditing: A bibliometric analysis. *Technology in Society*, 67, 101738. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2021.101738>
- (26). Putra, I., Sulistiyo, U., Diah, E., Rahayu, S., & Hidayat, S. (2022). The influence of internal audit, risk management, whistleblowing system and big data analytics on the financial crime behavior prevention. *Cogent Economics & Finance*, 10(1), 2148363. <https://doi.org/10.1080/23322039.2022.2148363>
- (27). Russell, S. J., & Norvig, P. (2021). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.
- (28). Sattlegger, A., & Bharosa, N. (2024). Beyond principles: Embedding ethical AI risks in public sector risk management practice. *Proceedings of the 25th Annual International Conference on Digital Government Research*, 70–80. <https://doi.org/10.1145/3657054.3657063>
- (29). Schiff, D. S., Kelley, S., & Camacho Ibáñez, J. (2024). The emergence of artificial intelligence ethics auditing. *Big Data & Society*, 11(4), 20539517241299732. <https://doi.org/10.1177/20539517241299732>
- (30). Schuett, J. (2025a). Frontier AI developers need an internal audit function. *Risk Analysis*, 45(6), 1332-1352. <https://doi.org/10.1111/risa.17665>
- (31). Schuett, J. (2025b). Three lines of defense against risks from AI. *AI & SOCIETY*, 40(2), 493-507. <https://doi.org/10.1007/s00146-023-01811-0>
- (32). Shivram, V. (2024). Auditing with AI: A theoretical framework for applying machine learning across the internal audit lifecycle. *EDPACS*, 69(1), 22–40. <https://doi.org/10.1080/07366981.2024.2312025>
- (33). Svanberg, J., Öhman, P., Samsten, I., Neidermeyer, P. E., Rana, T., & Danielson, M. (2025). Addressing the exception prioritization problem in continuous auditing systems with thresholding. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 32(4), e70022. <https://doi.org/10.1002/isaf.70022>
- (34). The Institute of Internal Auditors. (2024). *Global Internal Audit Standards*. The Institute of Internal Auditors. <https://www.theiia.org/en/standards/2024-standards/global-internal-audit-standards/>

- (35). Tranfield, D., Denyer, D., & Smart, P. (2003). Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review. *British Journal of Management*, 14(3), 207–222. <https://doi.org/10.1111/1467-8551.00375>
- (36). U.S. Department of the Treasury. (2024). Managing artificial intelligence-specific cybersecurity risks in the financial services sector. U.S. Department of the Treasury. <https://home.treasury.gov/news/press-releases/jy2212>
- (37). Waltersdorfer, L., Ekaputra, F. J., Miksa, T., & Sabou, M. (2024). AuditMAI: Towards an infrastructure for continuous AI auditing (arXiv:2406.14243). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.14243>
- (38). Wang, K., Zipperle, M., Becherer, M., Gottwalt, F., & Zhang, Y. (2020). An AI-based automated continuous compliance awareness framework (CoCAF) for procurement auditing. *Big Data and Cognitive Computing*, 4(3), 23. <https://doi.org/10.3390/bdcc4030023>
- (39). Wassie, F. A., & Lakatos, L. P. (2024). Artificial intelligence and the future of the internal audit function. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1), 386. <https://doi.org/10.1057/s41599-024-02905-w>
- (40). West, J., & Bhattacharya, M. (2016). Intelligent financial fraud detection: a comprehensive review. *Computers & Security*, 57, 47-66. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2015.09.005>