

## Le rôle transformationnel de l'intelligence artificielle dans l'audit interne à l'ère du digital

## The Transformational Role of Artificial Intelligence in Enhancing Internal Audit Practices in the Digital Era

**Omar OUHOUD, (Doctorant chercheur)**

*Laboratoire de Recherche en Innovation, Responsabilités et Développement Durable  
 Faculté des Sciences Juridiques Economiques et Sociales de Marrakech  
 Université Cadi Ayyad Marrakech – Maroc*

**Khalid EL OUAFA, (Enseignant chercheur)**

*Laboratoire de Recherche en Innovation, Responsabilités et Développement Durable  
 Faculté des Sciences Juridiques Economiques et Sociales de Marrakech  
 Université Cadi Ayyad Marrakech – Maroc*

|                                     |                                                                                                                                                                                                                                                                                                   |
|-------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Adresse de correspondance :</b>  | Faculté des Sciences Juridiques Economiques et Sociales BP 2380<br>Daoudiate –Marrakech<br>Université Cadi Ayyad, Marrakech<br>0524303032                                                                                                                                                         |
| <b>Déclaration de divulgation :</b> | Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque 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. |
| <b>Conflit d'intérêts :</b>         | Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.                                                                                                                                                                                                                                                |
| <b>Citer cet article</b>            | OUHOUD, O., & EL OUAFA, K. (2025). Le rôle transformationnel de l'intelligence artificielle dans l'audit interne à l'ère du digital . <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 6(10), 560–578.                                                   |
| <b>Licence</b>                      | <b>Cet article est publié en open Access sous licence<br/>CC BY-NC-ND</b>                                                                                                                                                                                                                         |

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

ISSN: 2658-8455

Volume 6, Issue 10 (2025)

## **Le rôle transformationnel de l'intelligence artificielle dans l'audit interne à l'ère du digital**

### **Résumé :**

Dans un contexte de transformation numérique accélérée, la fonction d'audit interne est appelée à se réinventer. L'intelligence artificielle (IA) constitue à la fois un levier stratégique et un défi organisationnel pour les auditeurs internes. Cette recherche propose une revue narrative et intégrative de la littérature scientifique récente, afin de comprendre comment l'IA contribue à améliorer l'efficacité et la qualité des audits internes. Trois approches théoriques sont mobilisées : la théorie de la contingence, la théorie de l'agence et la théorie de la diffusion de l'innovation. Ces cadres permettent d'analyser à la fois les conditions d'adoption de l'IA, son rôle dans la réduction des asymétries d'information, ainsi que l'adaptation des structures de gouvernance.

Les résultats de la revue montrent que l'IA permet une automatisation avancée des processus d'audit, améliore la détection des fraudes et favorise un audit prédictif et en temps réel. Toutefois, l'intégration de ces technologies suppose une montée en compétence des auditeurs, ainsi qu'un encadrement éthique rigoureux. Les contributions marocaines confirment ces tendances tout en soulignant des spécificités liées au contexte local : ressources limitées, hétérogénéité numérique et dynamique institutionnelle. Cette étude met en lumière les implications managériales de l'adoption de l'IA dans l'audit interne et propose des recommandations pour un déploiement responsable. Elle ouvre également la voie à des recherches futures, notamment empiriques, afin d'analyser les pratiques réelles des auditeurs face aux transformations digitales.

**Mots clés :** L'intelligence artificielle, Audit, Audit interne, Efficacité, Qualité

**JEL Classification :** M42, M49

**Type du papier :** Recherche Théorique

### **Abstract :**

In a context of accelerated digital transformation, internal audit functions are being reshaped to meet new governance and risk management challenges. Artificial Intelligence (AI) emerges as both a strategic asset and an organizational challenge for internal auditors. This research conducts a narrative and integrative literature review of recent scientific contributions, aiming to understand how AI enhances the efficiency and quality of internal audits. Three theoretical frameworks underpin the analysis: contingency theory, agency theory, and innovation diffusion theory. These perspectives help explain the organizational adjustments required for AI adoption, its role in reducing information asymmetry, and the dynamics of technological diffusion.

Findings indicate that AI enables advanced automation of audit processes, strengthens fraud detection, and facilitates predictive, real-time auditing. However, its implementation requires the development of hybrid skills among auditors, as well as robust ethical and regulatory frameworks. Empirical studies from the Moroccan context reinforce these findings while highlighting specific constraints such as limited technological infrastructure, variable digital maturity, and institutional readiness. The study offers valuable managerial implications, emphasizing the need for training, technology governance, and strategic alignment between audit functions and digital transformation initiatives. It also proposes a set of guidelines for responsible AI integration in internal auditing practices. Lastly, it calls for future empirical research to examine how auditors engage with AI tools in practice and to assess the organizational impact of such technologies in real-world settings.

**Keywords:** Artificial Intelligence, audits, internal audits, Effectiveness, Quality

**JEL Classification:** M42, M49

**Paper type:** Theoretical Research

## Introduction

À l'ère du digital, les organisations connaissent une transformation profonde de leurs processus, de leur modèle de gouvernance et de leur gestion des risques. L'essor des technologies émergentes telles que le Big Data, le cloud computing, la blockchain et surtout l'intelligence artificielle (IA) redéfinit les contours des fonctions de contrôle, notamment l'audit interne. Dans ce contexte, la digitalisation ne se limite plus à une amélioration des outils ou des performances opérationnelles, elle modifie en profondeur la manière dont les entreprises assurent leur conformité, sécurisent leurs actifs et créent de la valeur à travers des dispositifs de gouvernance efficaces (Vasarhelyi et al., 2015 Bakinsky, 2025).

Par ailleurs, l'audit interne, historiquement perçu comme un mécanisme de vérification postérieure, est désormais attendu comme un acteur proactif de la maîtrise des risques et de l'accompagnement stratégique. Cette évolution est favorisée par l'intégration de l'IA dans les missions d'audit offre la capacité de traiter d'immenses volumes de données, d'automatiser les contrôles, et de proposer des analyses prédictives en temps réel. Ainsi, l'IA ne se limite plus à un outil de support : elle devient un vecteur de transformation structurelle, modifiant les paradigmes même de la mission, des compétences et de l'impact de l'audit interne (Schreyer et al., 2025, Ghafar et al., 2024).

Cette transformation s'accompagne d'un changement radical dans les attentes des parties prenantes. À l'ère de la numérisation, les conseils d'administration, comités d'audit et régulateurs exigent des rapports plus rapides, plus précis et plus proactifs. La capacité de détecter des anomalies ou des fraudes avant qu'elles ne causent des dommages est désormais perçue comme un marqueur de qualité. Grâce à l'IA, les audits peuvent être conduits en continu, avec une surveillance fine des transactions, renforçant ainsi la crédibilité et l'utilité stratégique de l'audit (Kokina, 2025).

Mais cette mutation n'est pas sans défis. Sur le plan technique, la question de la qualité et de l'intégrité des données reste centrale : une IA alimentée par des jeux de données biaisés ou incomplets peut produire des conclusions erronées. Sur le plan organisationnel, l'implémentation de solutions d'IA exige des investissements lourds, une refonte des processus existants et une adaptation de l'infrastructure informationnelle. Sur le plan humain, les auditeurs doivent acquérir des compétences en analyse de données, en éthique algorithmique et en pilotage de systèmes intelligents (Protiviti, 2025).

Par ailleurs, l'IA influe sur la perception même de la valeur produite par l'audit. L'auditeur interne ne se limite plus à un rôle de vérificateur : il devient un acteur de création de valeur, fournissant à la direction une vision prospective des risques liés à la cybersécurité, aux technologies financières ou à la durabilité (Farley & Lansang, 2025). Cette évolution souligne le repositionnement de l'audit interne comme levier stratégique et moteur d'amélioration continue. Le rôle attribué à l'IA dépasse l'automatisation ou la détection : il incite les organisations à adopter une posture proactive, voire prédictive. L'audit interne peut ainsi devenir un allié de la gouvernance en anticipant les risques émergents et en accompagnant la direction dans des choix technologiques stratégiques.

Malgré les nombreuses promesses de l'intelligence artificielle, son intégration effective dans les fonctions d'audit interne reste inégale et suscite encore de nombreuses interrogations. Quels en sont les bénéfices concrets en termes d'efficacité et de qualité des audits ? Comment ces technologies modifient-elles les méthodes de travail, les compétences requises et la posture stratégique de l'auditeur interne ? Quelles conditions doivent être réunies pour que l'IA soit un levier de performance, et non une source de complexité ou de désresponsabilisation ?

La présente recherche s'inscrit dans cette réflexion. Elle pose comme problématique centrale : **« Comment l'intégration de l'intelligence artificielle dans la fonction d'audit interne peut-elle améliorer l'efficacité et la qualité des audits internes ? »**

Ce questionnement implique de croiser les approches conceptuelles, technologiques et organisationnelles, en tenant compte des expériences empiriques disponibles, des cadres théoriques mobilisables, et des débats éthiques et professionnels en cours.

Ce travail vise à fournir une revue narrative et intégrative de la littérature récente sur le rôle transformationnel de l'intelligence artificielle dans l'audit interne. Plus précisément, les objectifs sont les suivants : Décrire le cadre conceptuel de l'audit interne digitalisé et des technologies d'IA associées ; Identifier et analyser les apports de l'IA à l'efficacité et à la qualité des audits internes ; Synthétiser les travaux antérieurs sur le sujet, en mettant en évidence les convergences et les divergences ; Mettre en lumière les enjeux humains, éthiques et organisationnels liés à l'adoption de l'IA ; Formuler des perspectives et recommandations pour une mise en œuvre éthique, efficace et durable de l'IA dans les dispositifs d'audit.

La méthodologie adoptée est celle de la revue de littérature, avec une approche inductive. Les sources ont été sélectionnées sur la base de critères de qualité scientifique (articles, publications académiques récentes, ouvrages de référence) et de pertinence pour la problématique étudiée. La structuration de l'article s'articule en cinq parties : un cadre conceptuel, une analyse des apports de l'IA, une revue des travaux existants, une étude des enjeux humains et organisationnels, puis une réflexion prospective et des recommandations.

## **1. Cadre conceptuel : fondements théoriques et technologiques**

### **1.1. L'audit interne dans un environnement digitalisé**

À l'ère de la digitalisation, l'audit interne se trouve à la croisée des chemins entre innovation technologique et adaptation stratégique. Longtemps centré sur le contrôle a posteriori des processus internes, l'audit interne évolue aujourd'hui vers une posture proactive, ancrée dans la gestion des risques, la gouvernance et la création de valeur (IIA, 2022). Cette mutation est fortement catalysée par la transition numérique qui affecte l'ensemble des fonctions de l'entreprise.

La digitalisation transforme en profondeur les modes de collecte, d'analyse et de diffusion de l'information. Les données massives (Big Data), les systèmes ERP, la blockchain et, plus récemment, l'intelligence artificielle (IA) modifient les modalités d'intervention des auditeurs internes. Dans ce contexte, les auditeurs doivent composer avec des volumes croissants de données, souvent non structurées, qu'ils doivent analyser en temps réel. Cela suppose un renforcement des compétences analytiques, mais aussi un repositionnement stratégique de leur rôle (Bose & Bhattacharjee, 2022). Selon Ghafar et al. (2024), l'audit interne digitalisé se distingue par trois grandes caractéristiques : la connectivité permanente avec les systèmes d'information de l'entreprise, la capacité à réaliser des audits en continu, et l'automatisation croissante des tâches à faible valeur ajoutée. Ainsi, les auditeurs peuvent concentrer leurs efforts sur l'analyse des anomalies, l'identification des zones à risque et l'apport de recommandations à forte valeur stratégique.

Cette transformation s'accompagne également d'une redéfinition des attentes des parties prenantes. Le management et les comités d'audit attendent des rapports plus rapides, plus visuels et intégrant des analyses prédictives (Nizamdinova et al., 2023). L'IA permet d'y répondre en offrant des outils capables d'analyser des données en temps réel, de détecter des tendances faibles et de générer des alertes automatisées. De plus, selon Kokina (2025), les défis et les opportunités de l'adoption de l'IA dans les cabinets d'audit montrent qu'en dépit des résistances organisationnelles, les entités les plus matures investissent dans l'IA pour accroître leur couverture des risques. Cependant, cette digitalisation soulève plusieurs défis. D'une part, les auditeurs doivent s'adapter à des outils technologiques complexes tout en conservant leur esprit critique et leur indépendance professionnelle (Chan & Vasarhelyi, 2011). D'autre part, la gouvernance des données, la sécurité informatique et l'éthique d'usage des algorithmes

deviennent des composantes clés de la fonction d'audit. Le concept « *d'auditabilité de l'IA* » (Verma, Path & Thelisson, 2025) souligne l'importance que les systèmes d'IA restent transparents, vérifiables et soumis à un contrôle indépendant.

À cet égard, le cadre international COSO 2017 révisé intègre désormais les notions de gestion des technologies émergentes et de maîtrise des données comme des éléments structurants du dispositif de contrôle interne. Cela témoigne d'une reconnaissance institutionnelle de l'importance croissante des enjeux technologiques pour l'audit. Par ailleurs, l'IIA en 2025 met en avant l'intégration d'IA dans les normes et standards d'audit comme un pivot pour moderniser la profession (IIA, 2025)

Au Maroc, les transformations liées à la digitalisation touchent également la fonction d'audit interne. Ait Lemqeddem et Chouay (2020) montrent, à travers l'étude de cas de l'Agence Nationale de la Conservation Foncière (ANCFCC), que l'adoption des outils numériques améliore sensiblement l'efficacité des missions d'audit interne, tout en posant des défis d'adaptation organisationnelle. Leur analyse met en lumière l'importance de repenser les pratiques d'audit en fonction des nouvelles exigences de transparence, de réactivité et de maîtrise des risques liées à la digitalisation.

Plus récemment, une étude sur l'audit public marocain examine la capacité de l'IA à moderniser les pratiques de l'audit public au Maroc, en insistant sur les défis liés à l'infrastructure, à la formation et à la gouvernance locale. Cette contribution locale renforce l'idée que l'intégration de l'IA dépend fortement du contexte institutionnel national (Touzani. F 2025)

Dans le secteur bancaire marocain, Khoulou (2025) analyse l'intégration de l'IA dans le contrôle interne bancaire marocain. L'auteur met en évidence les opportunités (détection automatisée des anomalies, conformité en temps réel), mais aussi les obstacles tels que la complexité technologique, la protection des données et l'accompagnement normatif. Cette étude montre que, même dans un secteur relativement mature, la digitalisation exige une architecture de données robuste et une gouvernance algorithmique rigoureuse

En parallèle, l'étude de EL HAIBA (2024) porte sur les établissements publics marocains. Elle identifie que les contraintes structurelles notamment le manque de standardisation des systèmes d'information, les disparités régionales et le déficit de compétences numériques, limitent la portée des gains potentiels que l'IA pourrait offrir. Ce travail souligne l'écart entre les ambitions technologiques et la réalité organisationnelle au niveau local

**Table 1. Évolution du rôle de l'audit interne avec la digitalisation**

| Période     | Approche traditionnelle         | Approche digitalisée (actuelle)                 |
|-------------|---------------------------------|-------------------------------------------------|
| Avant 2000  | Vérification manuelle           | Utilisation d'outils de bureautique             |
| 2000–2015   | Échantillonnage et tests ciblés | Intégration aux ERP, analyses semi-automatisées |
| Depuis 2016 | Approche fondée sur le jugement | Audit en continu, IA, analyse prédictive        |

*Source : Inspirée de IIA, COSO, et travaux de Ghafar et al., 2024*

L'audit interne digitalisé n'est plus un simple mécanisme de vérification, il devient une fonction stratégique capable de fournir des analyses éclairées à haute fréquence, à condition que les auditeurs soient formés, encadrés et appuyés par des technologies responsables et éthiques.

## **1.2. Intelligence artificielle : définitions, typologies et technologies**

L'intelligence artificielle (IA) désigne l'ensemble des systèmes capables de simuler certaines fonctions cognitives humaines, comme l'apprentissage, le raisonnement, la reconnaissance de formes ou le traitement du langage naturel (Kaplan & Haenlein, 2019). Bien que le concept remonte à la conférence de Dartmouth en 1956, c'est surtout depuis la dernière décennie, avec la montée du Big Data et de la puissance de calcul, que l'IA connaît une explosion de ses applications, notamment dans les métiers de l'audit. Zemánková (2019) définit l'IA comme la capacité d'un système à comprendre des données externes, à apprendre de manière autonome



et à s'adapter pour atteindre des objectifs précis. Dans le contexte de l'audit interne, l'IA peut être utilisée pour l'extraction automatique de données, l'analyse de transactions, la détection d'anomalies ou encore la génération de rapports.

Il convient de distinguer plusieurs typologies de technologies d'IA couramment mobilisées dans les fonctions d'audit :

- Machine Learning (ML) : techniques d'apprentissage à partir des données historiques pour identifier des tendances ou prédire des risques (Guan et al., 2020).
- Deep Learning : sous-catégorie du ML, utilisée pour traiter des données complexes (voix, images).
- Natural Language Processing (NLP) : analyse de textes non structurés (contrats, e-mails, rapports) pour détecter des incohérences.
- Robotic Process Automation (RPA) : automatisation de tâches répétitives dans les processus d'audit.
- Systèmes experts : simulation du raisonnement humain pour proposer des diagnostics ou recommandations (Baldwin et al., 2006).

Selon Nizamdinova et al. (2023), l'IA est capable de transformer radicalement les méthodes de contrôle et de supervision, en améliorant la précision, la rapidité et la couverture des audits internes. Une étude menée par Karimallah et Drissi (2023) identifie les technologies numériques qui transforment la fonction d'audit interne, notamment l'intelligence artificielle, la blockchain, la RPA et l'analyse de données. Les auteurs soulignent que ces innovations permettent non seulement d'automatiser certaines tâches, mais aussi d'élargir les capacités d'analyse et de supervision des auditeurs, en leur offrant des outils puissants pour améliorer la qualité, la traçabilité et la pertinence des audits.

Plus récemment, selon Schreyer et al. (2025), l'intégration de l'IA cognitive dans les pratiques internes a permis de réduire les délais d'audit de 20 % dans certaines entreprises multinationales, grâce à des capacités de modélisation adaptative des risques. Kokina (2025) souligne que le défi principal réside désormais dans l'alignement entre les modèles d'IA et le cadre réglementaire, notamment en matière de transparence, d'interprétabilité et d'auditabilité des algorithmes. Enfin, Verma, Path & Thelisson (2025) introduisent le concept d'« auditabilité des systèmes intelligents », insistant sur la nécessité de garantir que les décisions produites par les modèles restent traçables, explicables et sous supervision humaine.

**Table 2. Technologies d'IA et usages typiques en audit interne**

| Technologie      | Application principale                 | Bénéfice clé                          |
|------------------|----------------------------------------|---------------------------------------|
| Machine Learning | Scoring de risque, détection de fraude | Réduction des biais, prédiction fine  |
| NLP              | Analyse de rapports, contrats          | Automatisation de la lecture critique |
| RPA              | Vérification de données, contrôles     | Gain de temps, réduction des erreurs  |
| Systèmes experts | Élaboration de matrices de contrôle    | Décision semi-automatisée             |

*Source : Ghafar et al. (2024), Chukwudi et al. (2018), et Luthfiani (2024).*

Au-delà de l'aspect technique, l'IA en audit repose sur des principes d'apprentissage automatique, ce qui implique une rétroaction continue des algorithmes. Les auditeurs doivent ainsi veiller à l'entraînement des modèles, à la qualité des données et à l'interprétabilité des résultats. En résumé, l'IA représente une opportunité majeure pour l'audit interne, à condition d'être maîtrisée et intégrée dans un cadre éthique et réglementaire rigoureux.

### 1.3. Cadres théoriques mobilisables

L'intégration de l'IA dans l'audit interne peut être analysée à travers plusieurs cadres théoriques, mobilisés pour comprendre les mécanismes d'adoption, d'usage et de transformation des organisations.

### - ***La théorie de la contingence***

Selon cette théorie (Donaldson, 2001), il n'existe pas de structure organisationnelle unique optimale. L'efficacité dépend de la capacité de l'organisation à s'adapter à son environnement. Dans le cadre de l'audit, l'IA peut être perçue comme une réponse adaptative à un environnement complexe, volatile et incertain, en particulier face à la masse de données numériques générées.

### - ***La théorie de l'agence***

Développée par Jensen et Meckling (1976), cette théorie postule un conflit d'intérêts entre le principal (actionnaires) et l'agent (management). L'audit interne est un mécanisme de réduction des asymétries d'information. L'IA, en renforçant la transparence, la traçabilité et la précision des données, renforce ce rôle de surveillance et de réduction des biais informationnels.

### - ***La théorie de la diffusion de l'innovation***

Selon Rogers (2003), l'adoption d'une technologie suit un processus en cinq étapes : connaissance, persuasion, décision, mise en œuvre et confirmation. Les organisations adoptant l'IA en audit passent ainsi par un cycle d'expérimentation, d'appropriation et d'acceptation. La perception du rapport coût/bénéfice, la culture numérique, et la pression institutionnelle influencent fortement ce processus.

Ces cadres offrent une grille de lecture précieuse pour analyser l'adoption de l'IA non comme une fin en soi, mais comme un levier stratégique intégré à une transformation organisationnelle plus large. L'appropriation réussie repose sur l'interconnexion entre facteurs techniques, humains et contextuels.

## **2. Apports de l'IA à l'efficacité et à la qualité des audits internes**

### **2.1. Automatisation des tâches répétitives**

L'un des premiers bénéfices de l'intelligence artificielle (IA) dans l'audit interne réside dans l'automatisation des tâches répétitives, chronophages et à faible valeur ajoutée. Ces tâches, traditionnellement réalisées manuellement, englobent la collecte de données, les rapprochements comptables, la vérification de la conformité documentaire ou encore le suivi des contrôles standards. L'IA, à travers des outils comme la Robotic Process Automation (RPA), permet d'exécuter ces opérations de manière rapide, constante et fiable (Davenport & Ronanki, 2018). La mise en œuvre de la RPA permet notamment d'automatiser des workflows entiers : extraction de données de factures, validation croisée avec les bons de commande, vérification des seuils de conformité, génération de journaux de tests. Ces processus, bien que simples sur le plan logique, mobilisent traditionnellement des heures de travail pour les auditeurs. Or, selon une étude de PwC (2017), près de 40 % du temps des auditeurs internes peut être revalorisé grâce à l'automatisation.

Dans cette dynamique, les tâches d'audit deviennent plus ciblées et stratégiques. L'auditeur se concentre sur les zones à risques, les écarts significatifs ou les anomalies détectées par les algorithmes. En retour, cela accroît la valeur ajoutée du travail d'audit et améliore l'image de la fonction auprès des dirigeants. En termes opérationnels, la réduction du temps consacré aux tâches manuelles a également un impact sur la rapidité de production des rapports d'audit. L'automatisation garantit une exécution systématique et répétable, réduisant ainsi les risques d'omission ou d'incohérence dans les contrôles. Ghafar et al. (2024) notent que l'automatisation des tâches par IA dans les audits internes permet non seulement de diminuer les délais de traitement, mais également d'augmenter la couverture des audits à l'échelle de l'organisation.

Cependant, l'ampleur de ces bénéfices varie fortement selon la taille et le secteur des organisations : dans les grandes multinationales, l'automatisation peut couvrir l'ensemble des cycles financiers, alors que dans les PME, les investissements limités restreignent l'usage de la RPA à quelques processus ciblés (Kokina, 2025). Dans les pays émergents, comme le Maroc, l'adoption de l'automatisation reste progressive et dépendante de la maturité digitale des entreprises (Karimallah & Drissi, 2024).

Récemment, selon Farley & Lansang (2025), des cabinets ayant intégré des outils d'automatisation cognitive ont observé une réduction de 25 % du temps de traitement des cycles d'audit répétitifs, tout en maintenant une précision élevée dans les contrôles. De même, Verma, Path & Thelisson (2025) soulignent que l'efficacité de l'automatisation dépend étroitement de la qualité des modèles et de la supervision humaine permanente ce que les auteurs appellent le principe de « surveillance algorithmique adaptative ».

**Table 3. Comparatif entre processus manuel et automatisé dans un audit interne**

| Étape du processus         | Traitement manuel          | Traitement via IA (RPA, scripts)        |
|----------------------------|----------------------------|-----------------------------------------|
| Collecte de données        | Extraction Excel / ERP     | Extraction automatisée multi-sources    |
| Vérification des documents | Lecture manuelle           | OCR + RPA + comparaison automatique     |
| Contrôle des seuils        | Calcul par échantillonnage | Vérification exhaustive en temps réel   |
| Rédaction du rapport       | Traitement Word ou Excel   | Rendu automatisé avec synthèse visuelle |

*Source : Davenport & Ronanki (2018), et Nizamdinova et al. (2023))*

Enfin, l'automatisation facilite également l'audit en continu, qui repose sur une surveillance constante des processus clés. Par exemple, les scripts RPA peuvent être programmés pour déclencher des alertes lorsque des transactions inhabituelles apparaissent ou lorsque des seuils de risque sont franchis. Cela renforce la réactivité du dispositif de contrôle interne et positionne l'audit comme un acteur proactif de la maîtrise des risques. Toutefois, cette automatisation suppose un pilotage rigoureux. La programmation des algorithmes doit être réalisée par des experts en audit et validée régulièrement. Par ailleurs, la transparence sur les critères de traitement et la supervision humaine restent des éléments indispensables pour garantir la fiabilité du processus. Pour illustrer, Schreyer et al. (2025) montrent que des workflows combinant RPA et apprentissage automatique (apprentissage supervisé) peuvent s'adapter dynamiquement aux changements de schémas transactionnels, ce qui améliore la robustesse des audits automatisés sans intervention humaine constante

## 2.2. Amélioration de la détection des risques et des fraudes

L'un des apports les plus marquants de l'intelligence artificielle (IA) dans l'audit interne réside dans l'amélioration de la détection des risques et des fraudes. Les outils basés sur l'IA permettent une surveillance constante, fine et intelligente des transactions, dépassant les limites du raisonnement humain ou des méthodes d'échantillonnage traditionnelles (Brown-Liburd et al., 2015). Les techniques les plus mobilisées dans ce domaine sont le Machine Learning (ML) et les réseaux de neurones. Le ML permet aux systèmes d'IA d'apprendre à partir de données historiques, de reconnaître des schémas complexes et de signaler des anomalies statistiquement significatives. Par exemple, un algorithme peut détecter des irrégularités dans les factures fournisseurs ou identifier des comportements de dépenses atypiques (Zhang et al., 2021).

Cette capacité de détection proactive transforme le paradigme de l'audit : au lieu d'intervenir après les faits, l'IA permet de prévenir ou de limiter les incidents. Cela s'inscrit dans la logique du continuous auditing, qui repose sur une surveillance temps réel des processus sensibles. Selon Ghafar et al. (2024), cette approche renforce non seulement la réactivité, mais aussi la pertinence des recommandations d'audit. La fraude, longtemps difficile à détecter en raison de son caractère dissimulé et évolutif, devient plus accessible à la vigilance algorithmique. Les outils d'analyse prédictive permettent par exemple de repérer des clusters de transactions suspectes ou d'évaluer le profil de risque d'un département selon des critères croisés. Dans le



cas de Deloitte, la solution Cognitive Audit utilise l'intelligence cognitive pour détecter des anomalies dans des volumes massifs de données clients (Davenport & Raphael, 2006).

**Table 4. Approche comparative entre audit traditionnel et IA pour la détection de fraude**

| Critère                      | Audit traditionnel               | Audit avec IA                      |
|------------------------------|----------------------------------|------------------------------------|
| Méthode                      | Échantillonnage, jugement expert | Analyse exhaustive + apprentissage |
| Volume de données traitables | Limité                           | Illimité                           |
| Réactivité                   | Postérieure                      | En temps réel                      |
| Types de risques détectés    | Connus / classiques              | Connus et émergents                |
| Précision                    | Moyenne à élevée                 | Très élevée si bien paramétrée     |

*Source : Baldwin et al. (2006), Zhang et al. (2020), et Ghafar et al. (2024).*

Toutefois, l'efficacité de ces systèmes n'est pas homogène : dans les grandes institutions financières fortement digitalisées, l'IA peut analyser des millions de transactions en temps réel, alors que dans les PME, les capacités restent limitées à des volumes plus modestes. Dans les pays développés, les modèles bénéficient d'infrastructures solides et d'une meilleure disponibilité des données, tandis que dans les pays émergents, l'absence de bases fiables et les contraintes réglementaires freinent la performance de la détection (Kokina, 2025). De plus, certains secteurs comme la banque ou l'assurance exploitent pleinement le potentiel du ML pour détecter les fraudes, alors que d'autres secteurs, tels que le secteur public, avancent plus lentement.

L'efficacité de l'IA repose toutefois sur la qualité des données utilisées. Une mauvaise alimentation (données incomplètes, bruit, biais) peut entraîner de faux positifs ou masquer des fraudes réelles. Par ailleurs, les algorithmes nécessitent un encadrement éthique rigoureux, notamment pour éviter la discrimination algorithmique ou la violation de la confidentialité (IAASB, 2018). Enfin, les auditeurs doivent conserver un rôle actif dans l'interprétation des alertes générées. L'IA n'est pas une boîte noire infallible : elle doit être utilisée comme un outil d'aide au jugement professionnel, et non comme un substitut à celui-ci (Chan & Vasarhelyi, 2011).

### 2.3. Optimisation de la qualité de l'audit

Au-delà de l'efficacité, l'IA permet une amélioration significative de la qualité des audits internes, tant en termes de profondeur d'analyse, de précision des résultats que de valeur perçue par les parties prenantes. Cette optimisation découle principalement de trois effets : l'élargissement du périmètre de contrôle, la standardisation des méthodes, et l'amélioration de la traçabilité. Traditionnellement, les auditeurs opèrent par échantillonnage et extrapolation. Or, l'IA rend possible l'analyse exhaustive de 100 % des transactions ou documents, sans surcharge de travail. Cela améliore la fiabilité des constats, tout en réduisant les risques de passer à côté d'une anomalie significative (Luthfiani, 2024).

La standardisation des processus d'audit, permise par la programmation d'algorithmes ou de workflows automatisés, réduit les écarts de traitement entre missions. Chaque contrôle est appliqué selon les mêmes règles, dans le même ordre, avec les mêmes critères, ce qui garantit une homogénéité des pratiques, un point fondamental pour les normes qualité telles que ISO 19011. De plus, l'IA offre une traçabilité renforcée. Les outils conservent des logs détaillés de chaque étape de traitement, permettant aux auditeurs de justifier leur démarche, d'expliquer leurs résultats et de produire des rapports interactifs plus lisibles. Cela est particulièrement utile dans les environnements fortement régulés (secteurs bancaire, public, pharmaceutique). Comme le souligne Nizamdinova et al. (2023), la qualité d'un audit assisté par IA réside autant dans la robustesse des analyses que dans la capacité à les expliquer et les documenter pour les autorités.

**Table 5. Effets de l'IA sur les dimensions clés de la qualité d'audit**

| Dimension de qualité           | Effet de l'IA                                            |
|--------------------------------|----------------------------------------------------------|
| Fiabilité                      | Analyse complète et réduction du risque d'omission       |
| Traçabilité                    | Journalisation automatisée des étapes d'audit            |
| Rapidité                       | Diminution du cycle d'audit                              |
| Lisibilité des rapports        | Visualisation de données, dashboards interactifs         |
| Pertinence des recommandations | Identification des causes racines par analyse prédictive |

*Source : Zhang et al. (2020), IAASB (2022), et Nizamdinova et al. (2023 Schreyer et al., 2025)..*

Toutefois, ces améliorations doivent être nuancées. Dans les grandes entreprises, l'IA permet des analyses exhaustives couvrant l'ensemble des transactions, tandis que dans les petites structures, les auditeurs se limitent souvent à un usage partiel de l'IA pour contrôler des flux ciblés (Schreyer et al., 2025). Dans les secteurs très réglementés comme la finance ou la santé, la qualité est renforcée par l'exigence de traçabilité, alors que dans d'autres secteurs moins digitalisés, les bénéfices sont plus faibles. Enfin, dans les pays émergents, l'impact de l'IA sur la qualité des audits dépend encore de la maturité digitale des organisations et des infrastructures disponibles (Karimallah & Drissi, 2024).

L'IA permet aussi de renforcer la pertinence stratégique des recommandations d'audit. En mobilisant des outils analytiques avancés, les auditeurs sont en mesure d'identifier non seulement des anomalies, mais aussi des tendances, scénarios et signaux faibles, utiles à la prise de décision du management (Ghafar et al., 2024). Cependant, cette qualité dépend fortement du niveau de compétence des auditeurs internes. Ceux-ci doivent être capables d'interpréter les résultats générés par l'IA, d'évaluer la fiabilité des algorithmes et d'anticiper leurs limites. Cela suppose une hybridation des compétences en audit, en data analytics et en gestion des risques technologiques (Baldwin et al., 2006). En somme, l'IA offre une opportunité unique de renforcer la qualité des audits internes, à condition qu'elle soit intégrée avec discernement, pilotée avec transparence, et soutenue par un cadre de gouvernance et de compétences adéquat.

### 3. Revue de littérature

#### 3.1. Synthèse des recherches antérieures

La littérature scientifique sur l'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans l'audit interne a connu une expansion significative au cours des dernières années. Cette dynamique reflète l'intérêt croissant pour l'utilisation des technologies intelligentes dans les fonctions de contrôle et de gouvernance. Les recherches disponibles se déclinent principalement selon trois axes : les études exploratoires sur les apports potentiels de l'IA, les études empiriques mesurant ses effets, et les analyses prospectives des transformations du métier d'auditeur.

Dans une étude fondatrice, O'Leary (2003) examinait déjà les usages des systèmes experts pour simuler le raisonnement d'un auditeur. Cette approche a été prolongée par Baldwin et al. (2006), qui ont cartographié les usages potentiels de différents types d'IA (systèmes flous, réseaux neuronaux, algorithmes génétiques) dans diverses phases de l'audit (revue analytique, contrôle interne, évaluation de la continuité d'exploitation). Plus récemment, les recherches ont mis l'accent sur l'impact opérationnel de l'IA. Par exemple, Chukwudi et al. (2018) ont démontré que l'automatisation de l'analyse documentaire via le NLP améliore la productivité et la qualité de l'audit, tout en réduisant les erreurs humaines. De leur côté, Zhang et al. (2020) soulignent que les algorithmes de deep learning peuvent identifier des schémas de fraude dans les écritures comptables, avec un taux de détection supérieur à celui des méthodes traditionnelles. Selon Ghafar et al. (2024), les outils d'IA contribuent à transformer la nature même de l'audit : d'une fonction de vérification ex post, elle devient un mécanisme d'alerte précoce, reposant sur l'analyse prédictive et l'audit en continu. Cette évolution implique une redéfinition des compétences, des processus, mais aussi des standards professionnels.

Une étude empirique menée au Maroc par Karimallah et Drissi (2024) analyse l'impact de la digitalisation sur la fonction d'audit interne à travers une enquête auprès de 175 auditeurs. Les résultats montrent que le degré de digitalisation des processus d'audit influence fortement l'agilité, la réactivité et la performance perçue des équipes d'audit interne. L'étude met en évidence un lien direct entre la maturité digitale des organisations et l'adaptation des pratiques d'audit aux nouveaux risques numériques. Récemment, selon Schreyer et al. (2025), une enquête menée dans des cabinets européens a révélé que l'adoption de l'IA cognitive doublait la couverture des contrôles sans augmenter de façon significative les coûts, mais avec une variabilité selon le secteur industriel versus les services.

Par ailleurs, la revue de Nizamdinova et al. (2023) sur l'usage de l'IA dans les pays émergents met en lumière le rôle central des big data, de la cybersécurité et des contraintes structurelles (manque de formation, infrastructures limitées). Leur enquête empirique, menée auprès de cabinets kazakhs, révèle un consensus fort sur le potentiel de l'IA à améliorer la qualité des audits internes, malgré les obstacles à son adoption.

Selon Verma, Path & Thelisson (2025), dans un contexte asiatique comparatif, la robustesse des modèles d'IA était corrélée à la qualité des jeux de données internes, ce qui souligne la dépendance méthodologique des résultats aux données de base.

Enfin, les recherches insistent sur les conditions de réussite de l'implémentation de l'IA : gouvernance technologique, formation des auditeurs, encadrement éthique des algorithmes, et adaptation du cadre normatif (IIA, IAASB). De surcroît, Bakinsky (2025) propose une typologie de maturité d'IA pour les fonctions d'audit, articulée à des critères sectoriels et géographiques, ce qui permet de mieux situer les études selon leur contexte.

**Table 6. Comparatif des principales études sur l'IA en audit interne**

| Auteur(s)                      | Pays / Année  | Méthodologie / Type d'étude          | Résultats clés                                                                  |
|--------------------------------|---------------|--------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------|
| O'Leary (2003)                 | USA           | Conceptuelle (systèmes experts)      | IA comme outil de simulation du jugement de l'auditeur                          |
| Baldwin et al. (2006)          | Canada / USA  | Cartographie technologique           | Usage différencié selon type de mission                                         |
| Chukwudi et al. (2018)         | Nigéria       | Empirique (NLP / RPA)                | Gain de temps, réduction d'erreurs                                              |
| Zhang et al. (2020)            | Chine         | Modélisation Deep Learning           | Amélioration de la détection de fraude                                          |
| Ait Lemqeddem & Chouay (2020)  | Maroc         | Étude de cas (organisme public)      | Digitalisation = levier d'efficacité pour l'audit interne                       |
| Karimallah & Drissi (2023)     | Maroc         | Revue systématique de littérature    | IA, RPA et blockchain = transformation des compétences                          |
| Nizamdinova et al. (2023)      | Kazakhstan    | Enquête terrain                      | Confiance en l'IA malgré défis structurels                                      |
| Ghafar et al. (2024)           | Indonésie     | Étude analytique (entretiens)        | Meilleure efficacité de l'audit et couverture des risques                       |
| Karimallah & Drissi (2024)     | Maroc         | Enquête quantitative (175 auditeurs) | Degré de digitalisation corrélé à l'agilité de l'audit                          |
| Schreyer et al. (2025)         | Europe        | Enquête comparative multi-secteurs   | L'IA cognitive double la couverture des contrôles selon les secteurs            |
| Verma, Path & Thelisson (2025) | Asie          | Étude comparative de modèles IA      | Robustesse des modèles dépendante de la qualité des données                     |
| Bakinsky (2025)                | International | Typologie de maturité IA pour audit  | Proposition de critères de maturité sectoriels et géographiques                 |
| Farley & Lansang (2025)        | USA           | Étude empirique (audit bancaire)     | Réduction de 25 % du temps d'audit répétitif grâce à l'automatisation cognitive |

|                   |           |                                          |                                                                                 |
|-------------------|-----------|------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------|
| Thelisson (2025)  | Europe    | Étude critique normative                 | Importance de la « surveillance algorithmique adaptative » dans l'audit         |
| Luthfiani (2025)  | Indonésie | Enquête terrain (banques publiques)      | IA améliore la fiabilité et réduit les risques d'omission dans les contrôles    |
| Touzani. F (2025) | Maroc     | Analyse conceptuelle (audit public)      | L'IA modernise l'audit public, mais contraintes d'infrastructure et gouvernance |
| Khoulou (2025)    | Maroc     | Étude empirique (secteur bancaire)       | IA améliore la détection des anomalies, mais dépend d'une gouvernance stricte   |
| EL HAIBA (2024)   | Maroc     | Enquête terrain (établissements publics) | Contraintes structurelles limitent l'impact de la digitalisation sur l'audit    |

*Source : l'auteur*

Cette diversité méthodologique démontre l'intérêt global du sujet, tout en révélant des différences selon les contextes géographiques, les niveaux de maturité digitale, ou encore les types de risques audités.

### 3.2. Résultats convergents et divergents

La confrontation des travaux existants permet de dégager plusieurs constats convergents sur l'apport de l'IA en audit interne, tout en soulignant certaines divergences ou zones d'ombre nécessitant des recherches complémentaires.

Le premier point d'accord réside dans l'impact positif de l'IA sur l'efficacité opérationnelle. La quasi-totalité des études empiriques s'accorde à reconnaître un gain de temps, une réduction des erreurs humaines, ainsi qu'un accroissement de la capacité à analyser un volume important de données (Ghafar et al., 2024 ; Chukwudi et al., 2018). Ce constat est particulièrement net dans les environnements fortement digitalisés, dotés de bases de données unifiées et bien structurées. Le deuxième point d'unanimité concerne l'amélioration de la qualité de l'audit, entendue comme la précision, la traçabilité et la pertinence des constats. L'IA permet une analyse plus exhaustive, plus rapide, et souvent plus fine que les techniques manuelles. Elle ouvre aussi la voie à des audits prédictifs, qui anticipent les risques plutôt que de les constater après coup (Zhang et al., 2020).

Cependant, plusieurs divergences subsistent dans la littérature. D'abord, sur le niveau d'autonomie de l'IA : certaines recherches considèrent l'IA comme une aide au jugement professionnel (IA assistée), tandis que d'autres évoquent une automatisation quasi complète des missions (IA autonome), ce qui soulève des questions éthiques (Baldwin et al., 2006 ; Nizamdinova et al., 2023). En 2025, Schreyer et al. Relèvent que le choix de délégation complète ou partielle dépend souvent du degré de confiance dans le modèle et du secteur d'audit, les secteurs fortement régulés préfèrent des systèmes semi-autonomes. Ensuite, les études divergent quant aux freins à l'adoption de l'IA. Dans les pays industrialisés, les principaux défis identifiés sont d'ordre éthique (transparence, biais, surveillance humaine), tandis que dans les pays émergents, les difficultés sont d'abord techniques et structurelles (accès aux données, formation, investissement initial). Verma, Path & Thelisson (2025) ajoutent que dans certains contextes, le manque de réglementation ou le vide normatif sur l'IA renforce la résistance à son adoption.

Enfin, un point critique reste largement sous-exploré : l'impact de l'IA sur l'indépendance de l'auditeur, la responsabilité en cas d'erreur algorithmique, et la fiabilité des modèles en situation réelle. Peu d'études examinent comment l'auditeur peut demeurer indépendant lorsqu'une partie de son jugement est assistée par une machine, ni les responsabilités en cas de défaillance algorithmique. Bakinsky (2025) soulève que l'auditabilité des modèles d'IA est une condition nécessaire pour préserver l'indépendance et la confiance des parties prenantes. Dans ce contexte, il est nécessaire de discuter du cadre conceptuel de l'indépendance à l'ère de l'IA. Selon The CAQ (2025), l'indépendance demeure un pilier de la profession : même avec l'usage

d'algorithmes, la transparence, la supervision humaine, et la responsabilité finale doivent rester au cœur de l'exercice d'audit (CAQ, 2025)

Un aspect technique crucial est la boîte noire (black-box) des modèles d'IA. Lorsqu'un auditeur n'a accès qu'aux entrées et sorties du système sans comprendre les logiques internes, son indépendance peut-être compromise : il doit faire confiance à un « système opaque ». Des recherches récentes montrent que l'accès white-box ou outside-the-box (accès aux algorithmes, aux données d'entraînement, à la documentation) renforce la vérifiabilité et limite le risque de confiance aveugle (Casper et al., 2024). Par ailleurs, les auditeurs peuvent faire face à des pressions implicites : si les résultats de l'IA sont valorisés par la direction, l'auditeur peut être tenté d'accepter les conclusions algorithmiques sans les remettre en question, ce qui affecte leur indépendance intellectuelle. L'étude menée par Kamareldawla (2025) dans un contexte émergent montre que certains auditeurs perçoivent l'IA comme une menace à leur jugement professionnel, même si cette étude ne confirme pas une perte d'indépendance formelle  
virtusinterpress.org

En complément, la fiabilité des modèles d'IA est un facteur décisif : des modèles mal calibrés, biaisés ou surajustés peuvent générer des erreurs significatives. Murikah et al. (2024) explorent les biais dans les systèmes d'audit IA et soulignent que les effets de rétroaction entre les erreurs algorithmiques et le jugement humain peuvent éroder la confiance dans l'audit (Murikah et al., 2024). Dans ce cadre, l'auditabilité algorithmique apparaît comme un rempart : les modèles doivent être audités eux-mêmes pour que l'auditeur puisse justifier son jugement. Farley & Lansang (2025) proposent d'inclure l'audit des algorithmes dans le champ des normes professionnelles, en structurant des audits sur les données, les modèles et leur déploiement, afin d'établir une responsabilité claire (Farley & Lansang, 2025)

Enfin, une étude sur l'impact de l'IA dans des environnements audités de (Pérez-Calderón et al., 2025) montre que dans certaines juridictions avec des cadres juridiques faibles, la confiance dans les résultats algorithmiques est plus faible, ce qui met en évidence que l'indépendance ne peut pas se penser indépendamment du contexte légal, normatif et institutionnel (Pérez-Calderón et al., 2025)

En conclusion, la littérature existante met en lumière les nombreux bénéfices de l'IA en audit interne, mais appelle également à une approche prudente et contextualisée. Des recherches futures sont nécessaires pour explorer les dimensions sociales, éthiques et culturelles de cette transformation, ainsi que pour proposer des modèles d'implémentation adaptés aux réalités des cabinets d'audit, en particulier dans les pays du Sud.

## **4. Enjeux organisationnels et humains**

### **4.1. Évolution des compétences des auditeurs**

L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans l'audit interne entraîne une profonde reconfiguration des compétences attendues chez les auditeurs. Traditionnellement formés à l'analyse financière, aux normes d'audit et aux techniques de contrôle interne, les professionnels doivent désormais intégrer des compétences numériques et technologiques afin de rester pertinents dans un environnement automatisé et intelligent (Bakarich & O'Donnell, 2022).

L'auditeur interne doit comprendre les principes de fonctionnement des algorithmes (notamment ceux utilisés pour le machine learning), savoir interagir avec les systèmes d'information, interpréter les résultats produits par les outils d'analytique avancée, et maîtriser les risques liés aux technologies (cybersécurité, biais algorithmiques, RGPD). Cela implique une hybridation des compétences : audit, data analytics, informatique décisionnelle, et gestion des risques technologiques (Chan & Vasarhelyi, 2011). D'après Nizamdinova et al. (2023), la montée en puissance de l'IA crée une tension entre la technicité croissante des outils d'audit et



la formation traditionnelle des auditeurs, qui reste largement centrée sur des compétences juridiques et comptables.

Cette transition nécessite la mise en place de programmes de formation continue ciblés. Plusieurs cabinets internationaux (EY, Deloitte, KPMG) ont ainsi lancé des certifications internes en audit digital, incluant des modules sur le traitement de données massives, les fondamentaux de l'intelligence artificielle et les outils de visualisation (Power BI, ACL, Python). Les études montrent également que cette transformation n'est pas homogène selon les générations. Les jeunes auditeurs (Millennials, Gen Z) montrent une plus grande appétence pour les outils numériques et une meilleure adaptabilité, tandis que les générations précédentes peuvent rencontrer des freins technologiques ou culturels à l'adoption de l'IA (Al-Htaybat et al., 2018). Par ailleurs, Karimallah et Drissi (2023) insistent sur l'émergence d'un nouveau profil d'auditeur dit « augmenté », combinant des compétences techniques, analytiques et managériales. Selon eux, cette évolution suppose de revoir les référentiels de formation et d'accompagnement, afin de permettre aux professionnels de s'adapter aux exigences de l'audit digitalisé.

**Table 7. Compétences traditionnelles vs. Compétences augmentées de l'auditeur IA**

| Compétences traditionnelles | Compétences avec IA intégrée                      |
|-----------------------------|---------------------------------------------------|
| Normes d'audit (IIA, COSO)  | Interprétation d'algorithmes                      |
| Lecture de rapports         | Visualisation de données (dashboards interactifs) |
| Contrôle interne            | Analyse prédictive et détection automatique       |
| Jugement professionnel      | Éthique numérique, gouvernance des algorithmes    |

*Source : Chan & Vasarhelyi (2011), Al-Htaybat et al. (2018), Luthfiani (2024).*

Il ne s'agit donc pas simplement de remplacer des savoirs anciens par des outils modernes, mais bien de créer une nouvelle culture de l'audit, plus orientée vers la donnée, plus agile, plus collaborative, et surtout plus stratégique.

#### 4.2. Acceptation et résistance au changement

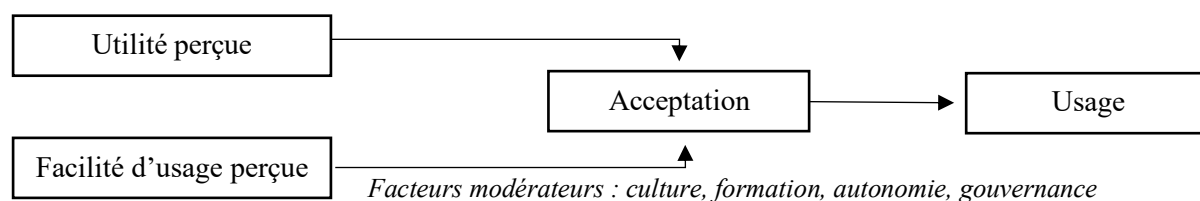
Comme pour toute innovation technologique majeure, l'adoption de l'intelligence artificielle en audit interne suscite des phénomènes d'adhésion, mais aussi de résistance. Ces comportements peuvent être analysés à travers la théorie de l'acceptation de la technologie (TAM – Technology Acceptance Model), développée par Davis (1989), qui identifie deux leviers clés : l'utilité perçue et la facilité d'usage perçue. Selon cette théorie, plus l'IA est perçue comme facilitant le travail quotidien, augmentant la performance, et simple à utiliser, plus les auditeurs seront enclins à l'adopter. Toutefois, en contexte organisationnel, d'autres variables influencent l'adoption : culture d'entreprise, soutien managérial, pression normative, expérience antérieure des outils, etc. (Venkatesh et al., 2003).

Les recherches de Ghafar et al. (2024) confirment que les auditeurs exposés à une formation adaptée, à des outils conviviaux et à une gouvernance claire sont plus enclins à intégrer l'IA dans leur pratique professionnelle. Inversement, plusieurs études font état d'une résistance organisationnelle importante, notamment dans les PME. Cette résistance peut s'expliquer par :

- La peur du remplacement humain,
- L'incertitude face à la transparence des algorithmes,
- Le manque de compétences internes,
- Ou encore le sentiment de perte d'autonomie.

Pour surmonter ces freins, des leviers d'accompagnement sont nécessaires : formations sur-mesure, co-construction des outils avec les auditeurs, clarification des objectifs et des impacts, communication sur les bénéfices collectifs. L'implication des auditeurs dans les phases pilotes est également un facteur clé d'appropriation.

**Figure 1. Modèle simplifié de l'acceptation de l'IA dans l'audit interne**



*Source : Inspiré du TAM de Davis (1989), enrichi par Venkatesh et al. (2003)*

L'acceptation de l'IA est donc autant une question technologique qu'humaine. Elle repose sur la capacité des organisations à instaurer une culture de l'innovation responsable et inclusive.

### 4.3. Gouvernance de l'IA et éthique professionnelle

L'usage de l'intelligence artificielle en audit interne soulève des enjeux éthiques et de gouvernance majeure. En effet, si les algorithmes apportent puissance de calcul et rapidité d'analyse, ils posent aussi des questions critiques en matière de transparence, responsabilité, et conformité réglementaire. Le premier enjeu est celui de la traçabilité des décisions. Lorsqu'un système d'IA identifie une anomalie ou produit un rapport d'audit, comment garantir que le raisonnement sous-jacent est compréhensible, justifiable et opposable ? Cette question est d'autant plus sensible que certaines techniques comme le deep learning sont souvent perçues comme des « boîtes noires ».

Selon Baldwin et al. (2006), l'auditeur reste le garant du jugement professionnel, même dans un environnement partiellement automatisé. Il doit donc pouvoir expliquer, justifier, et assumer les résultats issus des outils d'IA. Le deuxième enjeu porte sur la lutte contre les biais algorithmiques. Les algorithmes peuvent reproduire ou amplifier des biais présents dans les données d'entraînement. Cela peut conduire à des conclusions erronées, voire discriminatoires. L'auditeur doit donc s'assurer de la neutralité des outils qu'il utilise, en s'appuyant sur des processus de validation croisés.

Par ailleurs, l'intégration de l'IA dans les processus de contrôle impose un respect strict des réglementations sur la protection des données personnelles (RGPD en Europe, Loi 09-08 au Maroc), notamment en matière de confidentialité, d'anonymisation et de consentement. Plusieurs organisations internationales ont proposé des cadres de gouvernance éthique de l'IA dans l'audit. L'IAASB (International Auditing and Assurance Standards Board) recommande une supervision humaine active, la documentation des règles de décision automatisées, et l'évaluation continue de la performance des outils IA (IAASB, 2022).

**Table 8. Principes éthiques pour une IA responsable en audit interne**

| Principe                 | Application dans l'audit                     |
|--------------------------|----------------------------------------------|
| Transparence             | Explicabilité des résultats algorithmiques   |
| Responsabilité           | Supervision humaine des décisions IA         |
| Non-discrimination       | Détection et correction des biais de données |
| Confidentialité          | Respect des règles de traitement des données |
| Conformité réglementaire | Alignement avec les normes (IIA, RGPD, etc.) |

*Source : l'IAASB (2022), Munoko et al. (2020), et Omoteso (2012).*

L'audit interne a toujours été une fonction au service de la conformité et de l'éthique. Il est donc essentiel que l'usage de l'IA dans ce domaine respecte des standards rigoureux, garantissant la fiabilité des analyses et la confiance des parties prenantes.

## 5. Perspectives et recommandations

L'intégration de l'intelligence artificielle (IA) dans l'audit interne n'est plus une simple innovation technologique : elle représente un changement structurel profond du rôle, des

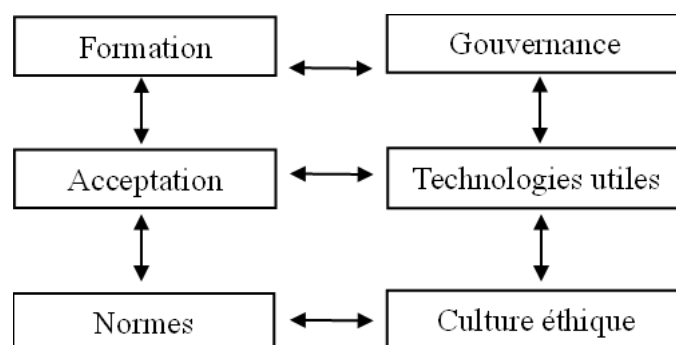
pratiques et des finalités de la fonction. Cette mutation offre des perspectives ambitieuses, mais impose également des exigences en matière de formation, de gouvernance et de transformation organisationnelle. Parmi les évolutions futures, la montée en puissance de l'audit en temps réel est centrale : grâce à l'IA, les contrôles ne sont plus périodiques, mais intégrés de manière continue dans les flux opérationnels (Rezaee et al., 2002 ; Farley & Lansang, 2025). Cette logique renforce la capacité des organisations à anticiper les défaillances et identifier les risques émergents.

Karimallah & Drissi (2024) insistent sur la nécessité d'investir dans la formation des auditeurs aux outils d'analyse avancée et de développer une culture de gouvernance numérique. Toutefois, pour transformer ces recommandations en apports scientifiques, il convient de les hiérarchiser selon les contextes organisationnels et institutionnels :

- Contexte 1 : Grandes entreprises et multinationales (pays développés) : priorité à l'audit en continu et à l'intégration de modèles IA avancés (deep learning, NLP). Ces organisations disposent d'infrastructures et de bases de données massives qui permettent un déploiement complet des outils d'IA (Zhang et al., 2020 ; Schreyer et al., 2025).
- Contexte 2 : PME et organisations des pays émergents : priorité à des solutions progressives et adaptées (RPA, analyses descriptives). Dans ces environnements, la contrainte budgétaire et le manque de compétences spécialisées imposent une adoption sélective des outils IA, centrée sur les tâches répétitives et la conformité de base (Ait Lemqaddem & Chouay, 2020 ; Kamareldawla, 2025).
- Contexte 3 : Secteurs fortement régulés (banques, santé, énergie) : priorité au cadre éthique et à l'auditabilité des modèles. L'IA doit être auditée elle-même, avec des procédures de traçabilité et de documentation obligatoires, pour garantir la conformité et préserver l'indépendance des auditeurs (IAASB, 2022 ; Bakinsky, 2025).
- Contexte 4 : Secteurs en forte mutation digitale (fintech, e-commerce, start-ups) : priorité à une innovation responsable et expérimentale. Ici, l'IA peut être déployée en mode agile (proof of concept, prototypes), mais avec une forte implication des auditeurs internes pour assurer un équilibre entre performance et risque (Chan & Vasarhelyi, 2011 ; Verma, Path & Thelisson, 2025).

Ainsi, les recommandations futures ne doivent pas être vues comme des « recettes universelles », mais comme un ensemble de leviers à activer en fonction du degré de maturité digital, du secteur d'activité et du cadre institutionnel.

**Figure 6. Conditions de succès pour une IA durable dans l'audit interne**



*Source : IAASB (2022), Chan & Vasarhelyi (2011), et Munoko et al. (2020).*

Enfin, il est important de favoriser une collaboration interdisciplinaire entre experts-comptables, data scientists, informaticiens et régulateurs, afin de co-construire des solutions d'IA auditables, explicables et conformes aux exigences déontologiques de la profession.

## 6. Conclusion

L'analyse menée tout au long de cet article met en évidence le potentiel transformationnel de l'intelligence artificielle dans la fonction d'audit interne. L'IA, par ses capacités d'automatisation, d'analyse prédictive et d'apprentissage autonome, permet une refonte en profondeur des pratiques d'audit. Elle optimise l'efficacité opérationnelle en automatisant les tâches répétitives, améliore la qualité des contrôles par l'exhaustivité et la traçabilité des analyses, et renforce la valeur stratégique de l'audit grâce à la détection proactive des risques. En mobilisant des technologies telles que le machine learning, le traitement du langage naturel (NLP), ou encore la robotisation des processus (RPA), l'auditeur dispose aujourd'hui d'outils puissants pour accroître la portée et la réactivité de ses missions. Les retours empiriques issus de la littérature confirment ces bénéfices, notamment dans les environnements où l'infrastructure technologique est mature et la culture digitale développée.

Les éléments développés dans l'article permettent d'apporter une réponse claire à notre problématique : l'IA constitue un levier significatif de transformation de l'audit interne, à la fois en termes d'efficacité (gain de temps, analyse en continu, détection précoce des risques), et de qualité (fiabilité des données, traçabilité, recommandations stratégiques). Toutefois, ces apports dépendent fortement du contexte d'implémentation, du niveau de préparation des auditeurs, et de la gouvernance des outils technologiques mobilisés.

Néanmoins, cette recherche comporte plusieurs limites méthodologiques. Premièrement, la revue de littérature mobilisée s'appuie principalement sur des études conceptuelles et exploratoires, avec une forte hétérogénéité des méthodologies (études de cas, enquêtes limitées, analyses théoriques). Deuxièmement, les échantillons des études empiriques recensées restent restreints et souvent concentrés sur des contextes spécifiques (par exemple, des pays émergents ou des secteurs particuliers), ce qui limite la validité externe des conclusions. Troisièmement, peu d'études testent de manière longitudinale l'impact durable de l'IA sur la performance des audits internes, et la question de la fiabilité statistique des modèles mobilisés demeure largement ouverte. Ainsi, l'un des apports majeurs de cet article est d'avoir mis en lumière le décalage entre les promesses théoriques de l'IA et les preuves empiriques encore limitées. Cette tension invite à la prudence et à la nécessité de renforcer les recherches futures sur trois axes : premièrement, conduire des études empiriques sur les différents contextes, plus particulièrement notre contexte marocain, avec des échantillons élargis pour mieux capter l'hétérogénéité des contextes organisationnels. Deuxièmement, évaluer la robustesse des modèles d'IA dans des environnements fortement régulés ou caractérisés par une faible maturité numérique. Troisièmement, analyser en profondeur l'impact de l'IA sur l'indépendance, la responsabilité et l'éthique professionnelle des auditeurs.

En conclusion, l'intelligence artificielle ne représente pas seulement une avancée technologique, elle redéfinit les finalités, les pratiques et la portée de l'audit interne. L'enjeu pour les auditeurs contemporains n'est pas de résister à cette transformation, mais de l'embrasser avec esprit critique, sens de l'éthique et volonté d'apprentissage continu. Les recherches futures gagneraient à approfondir la comparaison entre contextes organisationnels (PME vs multinationales, pays développés vs émergents), à développer des modèles empiriques permettant de tester les apports réels de l'IA, et à concevoir des cadres normatifs intégrant la question de la transparence et de l'indépendance face aux algorithmes.

## Références :

- (1). Ait Lemqeddem, H., & Chouay, J. (2020). Le rôle de la digitalisation dans l'efficacité de l'audit interne. *Revue Française d'Économie et de Gestion*, 5(1), 48–65.
- (2). Bakinsky, D. (2025). Integrating Artificial Intelligence into Modern Audit Processes in 2025. (PDF disponible)
- (3). Baldwin, A. A., Brown, C. E., & Trinkle, B. S. (2006). *Opportunities for Artificial Intelligence Development in the Accounting Domain: The Case for Auditing*. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 14(3), 77–86.
- (4). Buchanan, B. G. (2005). *A (Very) Brief History of Artificial Intelligence*. *AI Magazine*, 26.
- (5). Casper, S., Ezell, C., Siegmann, C., ... & Krueger, D. (2024). *Black-Box Access is Insufficient for Rigorous AI Audits*.
- (6). Chan, D. Y., & Vasarhelyi, M. A. (2011). *Innovation and Practice of Continuous Auditing*. *International Journal of Accounting Information Systems*, 12(2), 152–160.
- (7). Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). *Artificial Intelligence for the Real World*. Harvard Business Review.
- (8). EL HAIBA .F & MAIMOUN .A (2024) « L'impact de la digitalisation sur l'audit interne : opportunités et défis à l'ère de la numérisation », *African Scientific Journal* « Volume 03, Numéro 22 » pp: 0850 – 0868.
- (9). Farley, E. A., & Lansang, C. R. (2025). AI Auditing: First Steps Towards the Effective Regulation of Artificial Intelligence Systems. *Harvard Journal of Law & Technology*.
- (10). Garcia, L., Smith, J., & Thompson, R. (2024). Quantitative risk assessment in auditing: Current trends and future directions. *International Journal of Auditing*, 27(1), 55-78.
- (11). Gepp, A., Linnenluecke, M. K., O'Neill, T. J., & Smith, T. (2018). *Big Data Techniques in Auditing Research and Practice: Current Trends and Future Opportunities*. *Journal of Accounting Literature*, 40, 102–115.
- (12). Ghafar, I., Perwitasari, W., & Kurnia, R. (2024). *The Role of Artificial Intelligence in Enhancing Global Internal Audit Efficiency: An Analysis*. *Asian Journal of Logistics Management*, 3(2), 64–89.
- (13). Huang, Y., Wang, T., & Chen, J. (2024). The role of technology in enhancing risk management practices in auditing. *Journal of Information Systems*, 39(4), 45-62
- (14). IAASB. (2022). *Work Plan for 2022–2023: Enhancing Audit Quality*.
- (15). IIA. (2025). *Transforming Audit Through AI* (article “Global Best Practices”)
- (16). Issa, H., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2016). *Research Ideas for Artificial Intelligence in Auditing: The Formalization of Audit and Workforce Supplementation*. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13(2), 1–20.
- (17). Johnson, T., Martin, L., & Roberts, K. (2024). Ethical behavior in auditing: Implications for practice and policy. *Accounting Horizons*, 38(1), 29-45.
- (18). Kamareldawla, N. M. (2025). *External auditors' perceptions toward the use of artificial intelligence in the audit process and ethical challenges facing its application: Evidence from an emerging market*.
- (19). Karimallah, K., & Drissi, H. (2023). Effects of Digitalization on Internal Audit Activities and Practices: A Systematic Literature Review. *Journal of Namibian Studies*, 36(S2), 174–190.
- (20). Karimallah, K., & Drissi, H. (2024). Assessing the Impact of Digitalization on Internal Auditing Function. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 15(6), 695–702.



- (21). KHOULOU N., (2025) « L'intelligence artificielle au service du contrôle interne dans le secteur bancaire : Enjeux, opportunités et limites », *Revue du contrôle, de la comptabilité et de l'audit* « Volume 9 : numéro 2 » pp : 147- 163.
- (22). Kokina, J. (2025). Challenges and opportunities for artificial intelligence in auditing.
- (23). KPMG. (2023). Audit 2023: Adapting to the New Reality of Digital Risks. KPMG Global.
- (24). Luthfiani, A. D. (2024). *The Artificial Intelligence Revolution in Accounting and Auditing: Opportunities, Challenges, and Future Research Directions*. Journal of Applied Business, Taxation and Economics Research, 2(1), 1–15
- (25). Makridakis, S. (2017). *The Forthcoming Artificial Intelligence (AI) Revolution: Its Impact on Society and Firms*. Futures, 90, 46–60.
- (26). Munoko, I., Brown-Liburd, H. L., & Vasarhelyi, M. (2020). *The Ethical Implications of Using Artificial Intelligence in Auditing*. Journal of Business Ethics, 167(2), 209–234.
- (27). Murikah, W., et al. (2024). *Bias and ethics of AI systems applied in auditing*.
- (28). Nizamdinova, A., Kzykeyeva, A., & Arystambayeva, A. (2023). *Introduction of Artificial Intelligence Technologies in the Organization of Auditing Activities*. Bulletin of the L.N. Gumilyov ENU.
- (29). Omoteso, K. (2012). *The Application of Artificial Intelligence in Auditing: Looking Back to the Future*. Expert Systems with Applications, 39, 8490–8495.
- (30). Pérez-Calderón, E., Alrahamneh, S. A., & Montero, P. M. (2025). *Impact of artificial intelligence on auditing: an evaluation from the profession in Jordan*.
- (31). Protiviti (2025). The next phase: AI and human collaboration powering internal audit transformation.
- (32). Rezaee, Z., Sharbatoghlie, A., Elam, R., & McMickle, P. L. (2002). *Continuous Auditing: Building Automated Auditing Capability*. Auditing: A Journal of Practice & Theory, 21(1), 147–163.
- (33). Schreyer, M., Mäde, T., & Ruud, T. F. (2025). *Embedding Agentic Artificial Intelligence in Internal Auditing*.
- (34). Shaw, J. (2019). *Artificial Intelligence and Ethics: Ethics and the Dawn of Decision-Making Machines*. Harvard Magazine.
- (35). Snyder, H. (2019). *Literature Review as a Research Methodology: An Overview and Guidelines*. Journal of Business Research, 104, 333–339.
- (36). The CAQ. (2025). *Auditors and AI in the New Era of Audit*.
- (37). Touzani, F. (2025). Vers un audit public intelligent : apports et défis de l'intelligence artificielle dans le secteur public marocain. *Revue Marocaine des Politiques Publiques*. Volume 1- Numéro 28, pp : 142-157.
- (38). Vasarhelyi, M. A., Kuenkaikaew, S., & Littlely, J. (2015). *The Acceptance and Adoption of Continuous Auditing by Internal Auditors: A Micro Analysis*. International Journal of Accounting Information Systems, 18, 1–20.
- (39). Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). *User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View*. MIS Quarterly, 27(3), 425–478.
- (40). Verma, H., Path, K., & Thelisson, E. (2025). *Can AI be Auditable?*
- (41). Zemánková, A. (2019). *Artificial Intelligence and Blockchain in Audit and Accounting: Literature Review*. WSEAS Transactions on Business and Economics, 16, 568–581.
- (42). Zhang, G., Atasoy, H., & Vasarhelyi, M. A. (2022). *Continuous Monitoring with Machine Learning and Interactive Data Visualization: An Application to a Healthcare Payroll Process*. International Journal of Accounting Information Systems, 46, 100570