

L'impact de l'intelligence artificielle sur la performance de l'audit interne : optimisation des méthodes et de la fiabilité

The impact of artificial intelligence on internal audit performance: optimization of methods and reliability

Said BRIBICH, (Enseignant chercheur)

*Laboratoire d'Études et Recherches en Économie et Gestion (LEREG)
Faculté de l'Economie et Gestion de Guelmim
Université Ibn Zohr, Agadir, Maroc*

Mounir DAOUA, (Doctorant chercheur)

*Faculté des sciences Juridiques, Économiques et Sociales
Université Ibn Zohr, Agadir, Maroc*

Adresse de correspondance :	Faculté des Sciences Juridiques, Économiques et Sociales – Agadir Université Ibn Zohr Maroc 80000, Maroc
Déclaration de divulgation :	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.
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	BRIBICH, S., & DAOUA, M. (2026). L'impact de l'intelligence artificielle sur la performance de l'audit interne : optimisation des méthodes et de la fiabilité. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 6(7), 386–404. https://doi.org/10.5281/zenodo.20618107
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

Received: 01/05/2026

Accepted: 20/06/2026

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

ISSN: 2658-8455

Volume 6, Issue 07 (2026)

L'impact de l'intelligence artificielle sur la performance de l'audit interne : optimisation des méthodes et de la fiabilité

Résumé :

Malgré l'intérêt croissant accordé à l'intelligence artificielle dans les fonctions d'audit, peu d'études ont analysé de manière empirique l'impact différencié de ses applications sur la performance de l'audit interne, particulièrement dans le contexte des organisations marocaines. Cette étude vise à combler cette lacune en examinant l'influence de l'intégration de l'IA, de l'automatisation des tâches opérationnelles, de l'exploitation des données massives et de l'automatisation des rapports sur la performance de l'audit interne.

Une approche quantitative a été adoptée à travers un questionnaire administré auprès de 103 auditeurs internes et professionnels utilisant des outils d'intelligence artificielle. Les données ont été analysées à l'aide de la méthode PLS-SEM sous SmartPLS.

Les résultats montrent que l'automatisation des tâches opérationnelles ($\beta = 0,341$; $p = 0,009$) et l'exploitation des données massives ($\beta = 0,406$; $p = 0,001$) exercent un effet positif et significatif sur la performance de l'audit interne, validant ainsi les hypothèses H2 et H3. En revanche, l'intégration globale de l'IA ($\beta = 0,002$; $p = 0,989$) ainsi que l'automatisation des rapports d'audit ($\beta = 0,155$; $p = 0,098$) ne présentent pas d'effet significatif, conduisant au rejet des hypothèses H1 et H4.

Ces résultats montrent que la performance de l'audit interne dépend davantage des usages spécifiques de l'intelligence artificielle que de son adoption globale. L'étude apporte ainsi une contribution empirique à la littérature sur la transformation numérique de l'audit interne dans les économies émergentes.

Mots-clés : Intelligence artificielle, audit interne, performance, automatisation, Big Data.

Classification JEL : M42, M15, O33, C38.

Type de l'article : Recherche empirique.

Abstract:

Despite the growing interest in artificial intelligence in audit functions, few studies have empirically analyzed the differentiated impact of its applications on internal audit performance, particularly in the context of Moroccan organizations. This study aims to fill this gap by examining the influence of AI integration, operational task automation, big data utilization, and audit report automation on internal audit performance.

A quantitative approach was adopted through a questionnaire administered to 103 internal auditors and professionals using artificial intelligence tools. The data were analyzed using the PLS-SEM method with SmartPLS.

The results show that operational task automation ($\beta = 0.341$; $p = 0.009$) and big data utilization ($\beta = 0.406$; $p = 0.001$) have a positive and significant effect on internal audit performance, thus validating hypotheses H2 and H3. In contrast, overall, AI integration ($\beta = 0.002$; $p = 0.989$) and audit report automation ($\beta = 0.155$; $p = 0.098$) do not show a significant effect, leading to the rejection of hypotheses H1 and H4.

These findings indicate that internal audit performance depends more on specific uses of artificial intelligence than on its overall adoption. The study thus provides an empirical contribution to the literature on the digital transformation of internal audit in emerging economies.

Keywords : Artificial intelligence, internal audit, performance, automation, Big Data.

JEL classification : M42, M15, O33, C38.

Article type : Empirical research.

1. Introduction

L'intelligence artificielle s'impose aujourd'hui comme un levier majeur de transformation des organisations, en redéfinissant profondément les modes de gestion des processus, de prise de décision et de création de valeur (Brynjolfsson & McAfee, 2017). Dans ce contexte, la fonction d'audit interne, traditionnellement centrée sur des approches d'évaluation a posteriori et fondées sur l'échantillonnage, connaît une mutation significative sous l'effet de l'intégration des technologies avancées. L'IA offre en effet des capacités inédites en matière de traitement massif de données, d'automatisation des tâches répétitives et de détection proactive des anomalies, permettant ainsi d'améliorer l'efficacité opérationnelle et la fiabilité des contrôles (Alles, 2015 ; Cao et al., 2015).

Cette évolution technologique soulève plusieurs enjeux. L'adoption de l'IA implique notamment une transformation des compétences des auditeurs, qui doivent maîtriser des outils analytiques avancés et comprendre les mécanismes des algorithmes afin d'éviter les erreurs d'interprétation (Hogan & Wilkins, 2008). Elle pose également des défis liés à l'éthique, à la gouvernance des données et à la sécurité de l'information, éléments essentiels pour garantir la qualité et la fiabilité des contrôles.

Par ailleurs, l'intégration de l'intelligence artificielle dans les pratiques d'audit interne répond à un besoin croissant des organisations d'améliorer la qualité des contrôles et de renforcer leur capacité à faire face à des environnements de plus en plus complexes. En permettant une analyse continue et approfondie des données, l'IA contribue à une meilleure identification des risques et favorise une prise de décision plus rapide et plus pertinente au sein des fonctions d'audit, renforçant ainsi l'efficacité globale des missions d'audit interne.

Les travaux antérieurs mettent généralement en évidence les effets positifs de l'intelligence artificielle sur les activités d'audit. Toutefois, peu d'études ont analysé simultanément l'impact de ses différentes dimensions sur la performance de l'audit interne, notamment dans le contexte marocain. Cette lacune justifie la nécessité d'examiner plus précisément les mécanismes par lesquels l'IA influence la performance de l'audit interne.

Dans ce contexte, le présent article vise à répondre à la question suivante : ***comment l'intelligence artificielle peut-elle améliorer la performance de l'audit interne et optimiser ses méthodes tout en garantissant la fiabilité des contrôles ?*** Plus précisément, cette recherche cherche à déterminer si les différentes applications de l'IA contribuent de manière homogène à l'amélioration de la performance de l'audit interne ou si certaines dimensions exercent un effet plus important que d'autres.

Afin d'apporter des éléments de réponse à cette problématique, une étude empirique a été menée auprès d'auditeurs internes et de professionnels utilisant des outils d'intelligence artificielle. Les données recueillies ont été analysées à l'aide de la méthode PLS-SEM via le logiciel SmartPLS, permettant d'évaluer les relations entre les différentes dimensions de l'IA et la performance de l'audit interne.

Sur le plan théorique, cette étude contribue à enrichir la littérature en proposant une analyse intégrée des effets de l'intelligence artificielle sur les pratiques d'audit interne. Elle apporte également un éclairage sur le caractère différencié des effets de l'IA, contribuant ainsi à nuancer les conclusions généralement avancées dans la littérature quant à son influence sur la performance de l'audit interne.

L'article est structuré comme suit : la première section présente une revue de la littérature portant sur l'audit interne et l'intelligence artificielle. La deuxième section expose la méthodologie de recherche ainsi que les hypothèses formulées. La troisième section est consacrée à la présentation et à l'analyse des résultats, suivie d'une discussion. Enfin, la dernière section conclut l'étude en mettant en évidence ses principales contributions, ses limites et les perspectives de recherche futures.

2. Revue de littérature

Cette section vise à présenter les fondements de l'audit interne ainsi que les concepts clés liés à l'intelligence artificielle. Elle aborde, dans un premier temps, la définition, le rôle et l'évolution de l'audit interne par l'intégration de l'intelligence artificielle, puis examine, dans un second temps, la définition de l'intelligence artificielle ainsi que ses principaux apports, ses enjeux et ses implications pour l'amélioration de la performance et de la qualité des missions d'audit interne.

2.1. Définition de la fonction d'audit interne

L'audit interne est aujourd'hui considéré comme une fonction stratégique au sein des organisations, contribuant de manière significative à l'amélioration de la gouvernance, de la gestion des risques et de la performance globale. Selon l'Institute of Internal Auditors, l'audit interne se définit comme une activité indépendante et objective qui vise à fournir une assurance sur le degré de maîtrise des opérations, tout en apportant des conseils destinés à créer de la valeur et à améliorer les processus organisationnels (IIA, 2017). Dans le même sens, Sawyer (2003) souligne que l'audit interne constitue un outil essentiel permettant d'évaluer l'efficacité des dispositifs de contrôle et d'accompagner les organisations dans l'atteinte de leurs objectifs. L'audit interne repose sur une démarche structurée et orientée vers les risques, ce qui le différencie des approches classiques de vérification. Il ne se limite pas uniquement à l'analyse des documents, mais inclut également l'observation des processus, l'évaluation du contrôle interne et l'analyse des pratiques de gestion. Cela permet d'identifier les anomalies et de proposer des actions correctives adaptées (Renard, 2018 ; Pickett, 2010).

Enfin, l'audit interne joue un rôle clé dans l'évaluation de la gouvernance d'entreprise, en contribuant à la promotion de l'éthique, à la transparence de l'information et à une meilleure communication des risques. Historiquement centré sur la détection des fraudes, il s'est progressivement orienté vers une approche globale intégrant l'analyse de la fiabilité des informations financières et l'efficacité des procédures organisationnelles (Loyer, 2006 ; Spira & Page, 2003).

2.2. Le rôle et évolution de l'audit interne dans la création de valeur à l'ère l'intelligence artificielle

L'audit interne occupe une place centrale dans la création de valeur au sein des organisations en contribuant à l'amélioration des processus, à la maîtrise des risques et au renforcement de la gouvernance. Selon l'Institute of Internal Auditors (IIA, 2017), cette fonction vise à fournir une assurance indépendante et objective sur l'efficacité des dispositifs de contrôle interne, de gestion des risques et de gouvernance. Gramling et al. (2004) soulignent également que l'audit interne constitue un mécanisme essentiel pour renforcer la transparence organisationnelle et la fiabilité des opérations. Les travaux d'Arena et Azzone (2009) montrent que son efficacité dépend largement de son intégration dans les processus décisionnels de l'organisation.

L'évolution de l'environnement économique et technologique a progressivement transformé le rôle de l'audit interne. Initialement centré sur la vérification de la conformité et la détection des irrégularités, il adopte aujourd'hui une approche davantage orientée vers l'anticipation des risques, l'accompagnement du management et la création de valeur. Cette évolution s'inscrit dans un contexte marqué par la transformation numérique des organisations et l'émergence de nouvelles technologies.

Dans ce cadre, l'intelligence artificielle apparaît comme l'un des principaux facteurs de transformation des pratiques d'audit interne. Son développement conduit les auditeurs à adapter leurs méthodes de travail, leurs compétences et leurs outils d'analyse afin de répondre à un environnement de plus en plus digitalisé. Cette mutation soulève également de nouveaux enjeux liés à la gouvernance des données, à la cybersécurité et à la maîtrise des technologies

émergentes. Les référentiels internationaux, notamment le COSO (2017) et les recommandations de l’IIA (2025), insistent ainsi sur la nécessité pour les fonctions d’audit interne de développer les compétences et les dispositifs nécessaires pour accompagner cette transformation

2.3. L’intelligence artificielle : cadre théorique et relation avec l’audit interne

L’intelligence artificielle est aujourd’hui considérée comme une technologie stratégique permettant aux organisations de traiter de grandes quantités de données, d’automatiser certaines activités et de soutenir la prise de décision (Russell & Norvig, 2022). Dans le domaine de l’audit interne, elle favorise le développement de nouvelles pratiques fondées sur l’analyse des données et l’utilisation d’outils intelligents capables d’améliorer l’efficacité des contrôles et la qualité des analyses réalisées (Vasarhelyi, Kogan & Tuttle, 2015 ; Kokina & Davenport, 2017).

Toutefois, les résultats de la littérature demeurent contrastés. Plusieurs études mettent en évidence les effets positifs de l’intelligence artificielle sur l’efficacité et la qualité de l’audit interne, notamment grâce à l’automatisation des traitements, à l’amélioration de l’analyse des données et au renforcement de la détection des anomalies. À l’inverse, d’autres travaux soulignent que ces bénéfices dépendent fortement de facteurs tels que la qualité des données, le niveau de maturité numérique des organisations et les compétences technologiques des utilisateurs. Les résultats observés ne sont donc pas systématiquement homogènes selon les contextes organisationnels.

Ces divergences mettent en évidence l’existence d’un besoin de recherche visant à mieux comprendre les conditions dans lesquelles l’intelligence artificielle contribue effectivement à la performance de l’audit interne. La présente étude s’inscrit dans cette perspective en examinant les relations entre les dimensions de l’intelligence artificielle et la performance de l’audit interne.

Sur le plan théorique, cette recherche s’appuie sur la Resource-Based View développée par Barney (1991). Selon cette approche, les ressources et capacités stratégiques détenues par une organisation constituent une source essentielle de performance. Dans cette perspective, l’intelligence artificielle peut être considérée comme une ressource technologique permettant de renforcer les capacités analytiques de l’audit interne, d’améliorer l’efficacité des processus de contrôle et de soutenir la création de valeur. La RBV offre ainsi un cadre théorique pertinent pour expliquer l’influence potentielle des technologies d’intelligence artificielle sur la performance de l’audit interne et pour justifier les hypothèses formulées dans cette recherche.

2.3.1. Définition de l’intelligence artificielle.

L’intelligence artificielle désigne l’ensemble des technologies permettant à des systèmes informatiques de reproduire certaines capacités cognitives humaines, telles que l’apprentissage, le raisonnement, la résolution de problèmes ou la prise de décision (Russell & Norvig, 2022). Issue des travaux fondateurs de McCarthy, Minsky et Simon, cette discipline a connu un développement considérable grâce aux avancées réalisées dans les domaines du traitement des données, du machine learning et de la puissance de calcul.

Dans le contexte organisationnel, l’IA permet d’automatiser certaines tâches, d’analyser rapidement de grands volumes de données et de produire des informations utiles à la prise de décision. Son développement a favorisé l’émergence de solutions capables d’identifier des modèles complexes, de détecter des anomalies et d’améliorer l’efficacité des processus opérationnels (Brynjolfsson & McAfee, 2017).

Appliquée à l’audit interne, l’intelligence artificielle se traduit principalement par l’automatisation des tâches répétitives, l’exploitation des données massives et le renforcement des capacités d’analyse et de contrôle. Ces applications permettent d’améliorer la rapidité d’exécution des missions, la qualité des analyses réalisées ainsi que la fiabilité des résultats

produits. Dans cette perspective, l'IA constitue un levier technologique susceptible de contribuer à l'amélioration de la performance de l'audit interne.

2.3.2. Apports de l'IA à l'efficacité et à la qualité des audits internes.

- ***Automatisation des tâches répétitives***

L'intelligence artificielle apporte une valeur significative à l'audit interne en automatisant les tâches répétitives et à faible valeur ajoutée, telles que la collecte de données, les rapprochements comptables et les contrôles standards. Traditionnellement réalisées manuellement, ces activités consomment du temps et exposent à des erreurs humaines (Davenport & Ronanki, 2018).

L'intégration de technologies comme la Robotic Process Automation (RPA) permet de standardiser ces processus et d'assurer une exécution rapide, cohérente et fiable (Lacity & Willcocks, 2016).

De plus, cette automatisation permet aux auditeurs de se concentrer sur des tâches à plus forte valeur ajoutée, telles que l'analyse des risques et la formulation de recommandations stratégiques. Elle contribue également à améliorer la traçabilité des opérations en assurant une documentation systématique et fiable des processus d'audit. Enfin, elle favorise une meilleure allocation des ressources en réduisant les délais d'exécution et en augmentant l'efficacité globale des missions d'audit interne.

L'intégration de l'IA dans les missions d'audit transforme ainsi la nature même des interventions. En automatisant les tâches opérationnelles, elle permet aux auditeurs de recentrer leurs efforts sur des analyses à plus forte valeur ajoutée, telles que l'identification des risques, l'interprétation des anomalies ou la formulation de recommandations stratégiques. Cette évolution contribue à renforcer le rôle de l'audit interne en tant que partenaire de la gouvernance et de la prise de décision (Issa, Sun & Vasarhelyi, 2016 ; Kokina & Davenport, 2017).

- ***Amélioration de la détection des risques et des fraudes***

L'intégration de l'intelligence artificielle dans l'audit interne constitue une avancée majeure, particulièrement en matière de détection des risques et des fraudes. Contrairement aux méthodes traditionnelles basées sur l'échantillonnage et le jugement humain, les outils d'IA permettent une surveillance continue et automatisée des transactions, offrant ainsi une vision plus fine et réactive des opérations (Brown-Liburd et al., 2015).

Parmi les technologies les plus utilisées figurent le machine learning et les réseaux de neurones. Ces systèmes apprennent à partir des données historiques, ce qui leur permet d'identifier des schémas complexes et de signaler des anomalies significatives. Par exemple, ils peuvent détecter des irrégularités dans les factures ou repérer des comportements de dépenses atypiques, facilitant ainsi la détection précoce de fraudes (Zhang et al., 2020).

L'efficacité de l'intelligence artificielle en audit dépend fortement du contexte organisationnel et technologique. Les grandes entreprises digitalisées peuvent exploiter d'importants volumes de données en temps réel, contrairement aux PME et aux pays émergents, où les limites d'infrastructure et de données réduisent la performance des outils (Kokina & Davenport, 2017 ; Karimallah & Drissi, 2024)

- ***Optimisation de la qualité de l'audit***

L'IA améliore significativement la qualité des audits internes en renforçant la profondeur d'analyse, la précision des résultats et la valeur perçue par les parties prenantes. Elle permet l'analyse exhaustive de toutes les transactions, dépassant les limites de l'échantillonnage traditionnel (Appelbaum et al., 2017 ; Brown-Liburd et al., 2015). La standardisation des processus via des algorithmes réduit les écarts entre missions et assure l'homogénéité des pratiques, conforme aux normes ISO 19011. De plus, l'IA renforce la traçabilité grâce à des logs détaillés, facilitant justification et documentation des contrôles. Cette transparence est

cruciale dans les secteurs fortement régulés. Ainsi, la qualité d'un audit assisté par IA repose à la fois sur la robustesse des analyses et leur explicabilité (Nizamdinova et al., 2023)

Cependant, ces apports de l'intelligence artificielle doivent être relativisés en fonction du contexte organisationnel. Dans les grandes entreprises, l'IA permet généralement de réaliser des analyses exhaustives portant sur l'ensemble des transactions, tandis que dans les petites structures, son utilisation demeure souvent partielle et limitée au contrôle de flux spécifiques (Karimallah & Drissi, 2024). Par ailleurs, dans les secteurs fortement réglementés, tels que la finance ou la santé, les exigences accrues en matière de traçabilité contribuent à renforcer la qualité des audits. À l'inverse, dans les secteurs moins digitalisés, les bénéfices liés à l'IA restent plus modestes. Enfin, dans les pays émergents, l'impact de ces technologies sur la qualité de l'audit dépend largement du niveau de maturité numérique des organisations ainsi que de la disponibilité des infrastructures technologiques (Karimallah & Drissi, 2024).

Tableau 1: Effets de l'IA sur les dimensions clés de la qualité d'audit

<i>Dimension</i>	<i>Effet de l'IA</i>
Fiabilité	Analyse complète, moins d'omissions
Traçabilité	Suivi automatisé des étapes
Rapidité	Réduction du temps d'audit
Lisibilité	Visualisations et tableaux de bord
Pertinence	Analyse prédictive des causes

Source : Zhang et al. (2020), IAASB (2022), Nizamdinova et al. (2023), Karimallah & Drissi (2024)

3. Méthodologie adoptée et les hypothèses de recherche

Afin d'atteindre les objectifs de cette recherche, une enquête quantitative a été menée à l'aide d'un questionnaire structuré administré auprès de 103 auditeurs internes et professionnels utilisant des outils d'intelligence artificielle dans leurs missions au Maroc. Cette démarche vise à analyser l'impact de l'intelligence artificielle sur la performance de l'audit interne dans un contexte de transformation numérique des organisations.

La taille de l'échantillon est jugée suffisante au regard des exigences de la méthode PLS-SEM, reconnue pour sa robustesse avec des échantillons de taille modérée (Hair et al., 2022). La règle des dix fois (« 10-times rule ») est respectée puisque la variable dépendante reçoit quatre relations structurelles, ce qui confirme l'adéquation de l'échantillon retenu.

Le questionnaire comprend deux volets. Le premier évalue les variables de l'étude : intégration de l'intelligence artificielle, automatisation des tâches, exploitation des données massives, automatisation des rapports d'audit et performance de l'audit interne. Le second recueille des informations relatives au profil des répondants et à leur expérience professionnelle.

Les répondants ont été sélectionnés selon un échantillonnage de convenance complété par la méthode boule de neige. Les questionnaires incomplets ou incohérents ont été exclus de l'analyse. Les variables ont été mesurées à l'aide d'échelles de Likert à cinq points afin d'assurer une mesure fiable des construits étudiés.

Conformément aux principes éthiques de la recherche, la participation était volontaire et les répondants ont été informés des objectifs de l'étude. L'anonymat et la confidentialité des données ont été garantis.

Les données collectées ont été analysées à l'aide du logiciel SmartPLS selon l'approche PLS-SEM. Cette méthode permet d'évaluer simultanément le modèle de mesure et le modèle structurel afin de vérifier la fiabilité et la validité des construits ainsi que les relations entre les variables de recherche.

3.1. Présentation des variables et des hypothèses de recherche

L'intégration de l'intelligence artificielle dans l'audit interne s'inscrit dans une transformation

numérique profonde qui redéfinit les pratiques traditionnelles de contrôle, d'évaluation et d'analyse. En effet, les technologies d'IA permettent non seulement d'automatiser les tâches routinières, mais aussi d'améliorer la capacité des auditeurs à traiter des volumes importants de données hétérogènes en temps réel, renforçant ainsi la pertinence et la fiabilité des conclusions d'audit (Vasarhelyi et al., 2015 ; Kokina & Davenport, 2017).

Dans cette perspective, l'IA ne constitue pas uniquement un outil technique, mais un véritable levier stratégique de modernisation de la fonction d'audit interne. Elle contribue à une évolution du rôle de l'auditeur, qui passe d'un simple contrôleur de conformité à un analyste de données capable d'interpréter des informations complexes et de formuler des recommandations à forte valeur ajoutée. Cette mutation justifie l'exploration de son impact sur la performance globale de l'audit interne. Sur la base de ces constats, nous formulons l'hypothèse générale suivante :

H1 : L'intégration de l'intelligence artificielle a un impact significatif sur la performance de l'audit interne.

L'automatisation des tâches répétitives constitue l'un des apports les plus immédiats de l'intelligence artificielle dans le domaine de l'audit. Elle concerne notamment les opérations de collecte de données, de vérification de conformité et de rapprochement d'informations, qui étaient auparavant réalisées manuellement. Selon Lacity et Willcocks (2016), cette automatisation permet une réduction significative des erreurs humaines, une amélioration de la rapidité d'exécution et une standardisation des procédures d'audit.

En libérant du temps pour les auditeurs, ces technologies favorisent une réallocation des ressources vers des activités analytiques complexes, telles que l'évaluation des risques ou l'interprétation stratégique des résultats. Ainsi, l'automatisation contribue directement à améliorer l'efficacité opérationnelle et la qualité des missions d'audit interne.

Dès lors, nous proposons l'hypothèse suivante :

H2 : L'automatisation des tâches opérationnelles influence positivement la performance de l'audit interne.

L'essor du Big Data constitue une opportunité majeure pour l'audit interne. L'intelligence artificielle permet de traiter des volumes massifs de données provenant de sources multiples, ce qui renforce considérablement la capacité de détection des anomalies et des comportements atypiques.

Des travaux récents montrent que l'analyse avancée des données améliore la détection des fraudes, optimise la gestion des risques et permet une approche plus prédictive de l'audit (Brown-Liburd et al., 2015 ; Zhang et al., 2020). Cette capacité d'analyse en continu contribue également à une meilleure réactivité des auditeurs face aux risques émergents.

Par conséquent, l'exploitation des données massives améliore non seulement la précision des résultats, mais aussi la crédibilité et la valeur ajoutée des missions d'audit auprès des parties prenantes.

Ainsi, nous formulons l'hypothèse suivante :

H3 : L'exploitation des données massives améliore positivement la performance de l'audit interne.

L'un des apports majeurs de l'intelligence artificielle réside dans la génération automatisée des rapports d'audit. Les systèmes intelligents permettent de produire des rapports structurés, accompagnés de visualisations dynamiques, de tableaux de bord interactifs et d'indicateurs de performance en temps réel (Davenport & Ronanki, 2018 ; Nizamdinova et al., 2023).

Cette automatisation améliore la cohérence des livrables d'audit, réduit les délais de production et renforce la traçabilité des opérations de contrôle (Issa, Sun & Vasarhelyi, 2016).

Par ailleurs, l'intégration de l'intelligence artificielle dans la phase de reporting contribue à réduire les biais humains et à améliorer la fiabilité globale des conclusions d'audit (Vasarhelyi, Kogan & Tuttle, 2015 ; Kokina & Davenport, 2017).

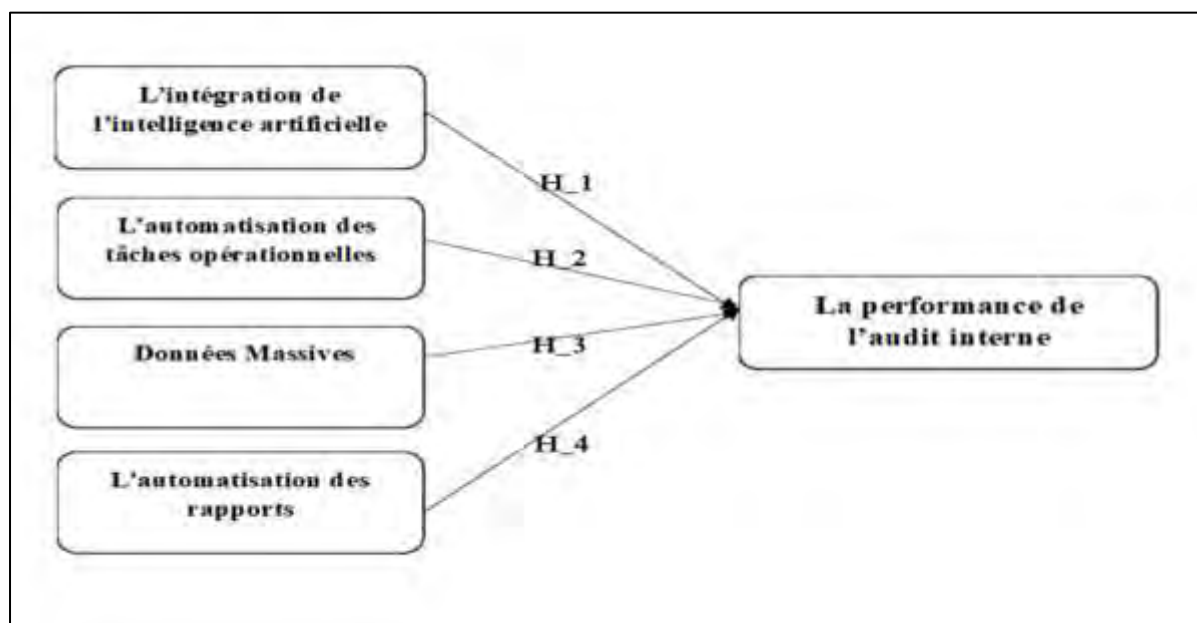
Sur cette base, nous avançons l'hypothèse suivante :

H4 : L'automatisation intelligente des rapports d'audit renforce la performance de l'audit interne.

3.2. Modèle conceptuel

Suite à la formulation des hypothèses de recherche, le modèle conceptuel de notre étude est illustré dans le schéma ci-dessous.

Figure 1 : Modèle conceptuel



Source : Conçu par Nous Même

4. Résultats et discussion

Cette section est consacrée à la présentation et à l'analyse des résultats obtenus à partir de l'approche PLS. Cette méthode permet d'examiner les relations entre les différentes variables du modèle, en distinguant deux composantes principales : le modèle de mesure et le modèle structurel.

4.1. Évaluation du modèle de mesure

Le modèle de mesure, également appelé modèle externe, établit le lien entre les variables latentes et leurs indicateurs observables (items). Son évaluation repose sur plusieurs critères reconnus dans la littérature, notamment la fiabilité des échelles de mesure, la validité convergente ainsi que la validité discriminante.

4.1.1. Analyse de la fiabilité des échelles de mesure

L'évaluation de la fiabilité est une étape essentielle dans la validation du modèle de mesure. Elle est généralement réalisée à travers l'Alpha de Cronbach, qui mesure la cohérence interne des items d'un même construit (Evrard et al., 2009). Un seuil de 0,70 est généralement considéré comme acceptable pour garantir la fiabilité des échelles. Cependant, cet indicateur suppose une contribution équivalente de tous les items, ce qui peut constituer une limite. Dans le cadre de l'approche PLS-SEM, la fiabilité est également évaluée via les chargements factoriels. Selon Chin (1998), ces chargements doivent être supérieurs à 0,70 pour assurer une bonne validité des items. Des valeurs entre 0,40 et 0,70 peuvent être acceptées dans un contexte exploratoire (Hair et al., 2011). Les items inférieurs à 0,40 doivent toutefois être supprimés afin

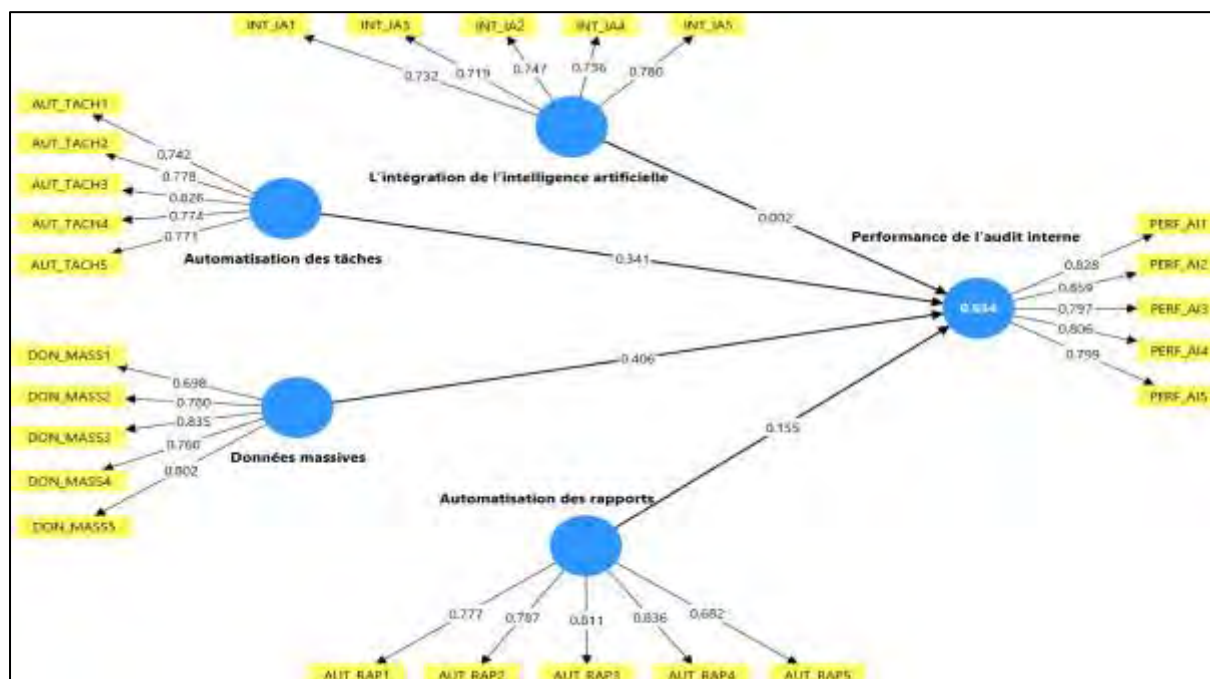
d'améliorer la qualité du modèle. Dans cette étude, les résultats montrent des chargements compris entre 0,50 et 0,93, traduisant une cohérence interne satisfaisante des construits.

Tableau 2: Loadings sous logiciel Smart-PLS

Variables	Items	Loading	Alpha de Cronbach
Automatisation des rapports	AUT RAP1	0.836	0.841
	AUT RAP2	0.811	
	AUT RAP3	0.787	
	AUT RAP4	0.777	
	AUT RAP5	0.682	
Automatisation des tâches	AUT TACH1	0.742	0.838
	AUT TACH2	0.778	
	AUT TACH3	0.826	
	AUT TACH4	0.774	
	AUT TACH5	0.771	
Données massives	DON MASS1	0.698	0.834
	DON MASS2	0.780	
	DON MASS3	0.835	
	DON MASS4	0.760	
	DON MASS5	0.802	
L'intégration de l'intelligence artificielle	INT IA1	0.732	0.798
	INT IA2	0.747	
	INT IA3	0.719	
	INT IA4	0.736	
	INT IA5	0.780	
Performance de l'audit interne	PERF AI1	0.828	0.876
	PERF AI2	0.859	
	PERF AI3	0.797	
	PERF AI4	0.806	
	PERF AI5	0.799	

Source : Logiciel Smart-PLS

Figure 2 : Modèle de mesure après ajustement



Source : Logiciel Smart-PLS

4.1.2. Test de la validité convergente et de la fiabilité des construits

La validité convergente correspond au degré auquel les indicateurs d'un même construit partagent une proportion élevée de variance commune, ce qui permet de vérifier si les items associés à une variable latente mesurent effectivement le même concept (Fornell et Larcker, 1981).

Dans le cadre de l'approche PLS-SEM, la validité convergente est principalement évaluée à travers l'Average Variance Extracted (AVE), tandis que la fiabilité des construits est mesurée par la fiabilité composite. L'AVE indique la proportion de variance capturée par le construit par rapport à la variance due à l'erreur de mesure. Une valeur supérieure à 0,50 est considérée comme satisfaisante. La fiabilité composite, quant à elle, permet d'évaluer la cohérence interne des indicateurs, avec un seuil recommandé supérieur à 0,70 (Nunnally, 1978).

Tableau 3: Validité convergente et fiabilité des construits du modèle de mesure

Construits	Fiabilité composite	AVE
Auto_Rap	0.886	0.609
Auto_Tâch	0.885	0.607
Don_Mass	0.883	0.603
IA_Int	0.860	0.552
Perf_Audi	0.910	0.669

Source : logiciel Smart PLS

4.1.3. Évaluation de la validité discriminante

La validité discriminante permet de vérifier que les construits du modèle mesurent des concepts bien distincts les uns des autres. Elle constitue une étape essentielle dans l'évaluation du modèle de mesure et est généralement examinée à travers trois approches complémentaires : le critère de Fornell-Larcker, l'analyse des charges croisées et le ratio HTMT (Henseler et al., 2015).

Le critère de Fornell-Larcker repose sur la comparaison entre la racine carrée de la variance moyenne extraite (AVE) et les corrélations inter-construits.

L'analyse des charges croisées consiste à vérifier que chaque indicateur est davantage associé à son propre construit qu'aux autres variables du modèle. Enfin, le ratio HTMT permet d'apprécier la distinctivité des construits en comparant les corrélations entre différents construits à celles observées à l'intérieur d'un même construit.

4.1.4. Validité discriminante selon le critère de Fornell-Larcker

Le test de Fornell-Larcker (Fornell & Larcker, 1981) est une méthode classique utilisée pour apprécier la validité discriminante des construits. Il consiste à comparer la variance partagée par chaque construit avec ses propres indicateurs (AVE) avec celle qu'il partage avec les autres construits du modèle.

Tableau 4: Test de validité discriminante selon Fornell et Larcker

Construits	Auto_Rap	Auto_Tâch	Don_Mass	IA_Int	Perf_Audi
Auto_Rap	0.780				
Auto_Tâch	0.568	0.779			
Don_Mass	0.652	0.738	0.776		
IA_Int	0.529	0.781	0.679	0.743	
Perf_Audi	0.614	0.730	0.760	0.626	0.818

Source : logiciel Smart PLS

Sur le plan opérationnel, ce test s'appuie sur la comparaison entre la racine carrée de l'AVE de chaque construit, présentée sur la diagonale de la matrice de corrélation, et les corrélations entre les construits situées en dehors de cette diagonale. La validité discriminante est considérée

comme satisfaisante lorsque la racine carrée de l'AVE est supérieure à toutes les corrélations associées.

Les résultats présentés dans le tableau 4 montrent que cette condition est respectée pour l'ensemble des construits, ce qui confirme la bonne validité discriminante du modèle de mesure.

4.1.5. Test du ratio Hétérotrait-Monotrait (HTMT)

Le ratio Hétérotrait-Monotrait (HTMT) est une méthode utilisée pour évaluer la validité discriminante dans les modèles PLS-SEM (Henseler, Ringle & Sarstedt, 2015). Il permet de vérifier si les construits sont réellement distincts en comparant les corrélations entre indicateurs de différents construits et celles d'un même construit (Voorhees et al., 2016).

Un seuil inférieur à 0,90 est généralement accepté pour confirmer cette validité (Gold et al., 2001). Cette méthode est aujourd'hui privilégiée car elle est plus sensible que le critère de Fornell-Larcker (Henseler et al., 2015).

Les résultats montrent que la majorité des valeurs HTMT sont inférieures au seuil recommandé, confirmant ainsi une validité discriminante satisfaisante. Toutefois, la relation entre l'automatisation des tâches (Auto_Tâch) et l'intégration de l'intelligence artificielle (IA_Int) présente une valeur de 0,950, légèrement supérieure au seuil de référence.

Cette proximité peut s'expliquer par la forte complémentarité entre ces deux construits, l'automatisation des tâches constituant l'une des principales applications de l'intelligence artificielle dans les activités d'audit. Néanmoins, ces variables ont été maintenues distinctes en raison de leur différenciation théorique : l'intégration de l'IA renvoie à l'adoption globale des technologies intelligentes, tandis que l'automatisation des tâches représente une dimension spécifique de cette adoption.

Tableau 5: Test du ratio HTMT pour la validité discriminante

Construits	Auto_Rap	Auto_Tâch	Don_Mass	IA_Int	Perf_Audi
Auto_Rap					
Auto_Tâch	0.659				
Don_Mass	0.756	0.875			
IA_Int	0.635	0.950	0.836		
Perf_Audi	0.689	0.840	0.882	0.742	

Source : logiciel Smart PLS

4.1.6 Évaluation du modèle structurel : R^2 et f^2

L'évaluation du modèle structurel repose sur plusieurs indicateurs complémentaires : le coefficient de détermination R^2 , la taille de l'effet f^2 (Cohen, 1988). Ces indicateurs permettent d'apprécier respectivement le pouvoir explicatif global du modèle, la contribution individuelle de chaque variable explicative, et la pertinence prédictive du modèle.

Tableau 6: Coefficient de détermination R^2

Variable endogène	R^2	R^2 ajusté
Performance de l'audit interne	0.654	0.639

Source : Logiciel Smart PLS

Le modèle explique 65,4 % de la variance de la performance de l'audit interne ($R^2 = 0,654$; R^2 ajusté = 0,639). Selon les seuils de Cohen (1988) et Hair et al. (2011) qui qualifient de "substantiel" tout R^2 supérieur à 0,26 dans les sciences sociales ce résultat traduit un pouvoir explicatif élevé du modèle. Le R^2 ajusté de 0,639 confirme la robustesse de ce résultat en tenant compte du nombre des variables explicatives.

Les données massives présentent la taille d'effet la plus élevée ($f^2 = 0,172$), suivies de l'automatisation des tâches ($f^2 = 0,103$). Ces résultats confirment que ces deux variables sont les principaux déterminants de la performance de l'audit interne dans le modèle. L'automatisation des rapports présente un effet de petite taille ($f^2 = 0,038$), tandis que

l'intégration de l'IA présente un effet négligeable ($f^2 \approx 0,000$), cohérent avec son coefficient de chemin non significatif.

Tableau 7: Taille de l'effet f^2

Relation	f^2
Auto_Rap → Perf_Audi	0.038
Auto_Tâch → Perf_Audi	0.103
Don_Mass → Perf_Audi	0.172
IA_Int → Perf_Audi	0.000

Source : Logiciel Smart PLS

4.1.7. Analyse de la multicollinéarité du modèle structurel (VIF)

Dans cette étude, les valeurs de VIF varient entre 1,801 et 3,259. Plus précisément, la variable Automatisation des rapports (Auto_Rap) présente un VIF de 1,801, tandis que les variables Automatisation des tâches (Auto_Tâch), Données massives (Don_Mass) et Intégration de l'intelligence artificielle (IA_Int) affichent respectivement des valeurs de 3,259, 2,768 et 2,743. Selon les recommandations de Hair et al. (2019), des valeurs de VIF inférieures à 5 indiquent l'absence de problème significatif de multicollinéarité.

Par ailleurs, toutes les valeurs observées demeurent également inférieures au seuil plus conservateur de 3,3 proposé par Diamantopoulos et Siguaw (2006), à l'exception de la variable Auto_Tâch qui s'en rapproche sans toutefois dépasser de manière préoccupante les limites généralement admises dans les études PLS-SEM.

Ces résultats confirment l'absence de redondance excessive entre les variables explicatives du modèle. Par conséquent, la multicollinéarité ne constitue pas une menace pour la qualité des estimations, ce qui garantit la stabilité des coefficients de régression et renforce la robustesse du modèle structurel.

Tableau 8: Statistiques de colinéarité du modèle interne (VIF)

Variable exogène	VIF
Auto_Rap → Perf_Audi	1.801
Auto_Tâch → Perf_Audi	3.259
Don_Mass → Perf_Audi	2.768
IA_Int → Perf_Audi	2.743

Source : Logiciel Smart PLS

4.2. Examen des résultats des hypothèses formulées

L'évaluation des hypothèses de recherche repose sur l'analyse de la significativité statistique des relations entre les variables latentes du modèle. À cet effet, une procédure de rééchantillonnage par Bootstrap a été utilisée, conformément aux recommandations de Chin (1998), afin de tester la robustesse et la significativité des coefficients estimés.

Tableau 9: L'estimation des paramètres du modèle causal par la méthode du bootstrap

Hypothèses	β (Coéf. De corrélation)	T-Student (Bootstrap) (>1,96)	Valeurs P	Signification
Auto_Rap → Perf_Audi	0.155	1.655	0.098	Non validée
Auto_Tâch → Perf_Audi	0.341	2.618	0.009	Validé
Don_Mass → Perf_Audi	0.406	3.183	0.001	Validé
IA_Int → Perf_Audi	0.002	0.014	0.989	Non validée

Source : Par nous même à partir des sorties du logiciel Smart PLS

Cette méthode permet d'estimer la stabilité des relations entre les construits à travers l'examen des coefficients de corrélation (β), des valeurs du T de Student ainsi que des niveaux de

significativité (valeurs p). Le tableau ci-après présente les résultats obtenus pour chaque hypothèse testée à partir de ces indicateurs statistiques.

4.2.1. Interprétation et validation des hypothèses

L'objectif de cette section est de confirmer ou d'infirmer les hypothèses de recherche formulées. Cette étude s'articule autour de quatre hypothèses portant sur l'impact de l'intelligence artificielle et de ses applications sur la performance de l'audit interne.

4.2.1.1. Test de la première hypothèse H1 : L'intégration de l'intelligence artificielle a un impact significatif sur la performance de l'audit interne

D'après les résultats obtenus, la relation entre l'intégration de l'intelligence artificielle et la performance de l'audit interne est très faible ($\beta = 0,002$). La valeur du T de Student (0,014) est largement inférieure au seuil requis de 1,96 et la valeur p (0,989) est supérieure à 0,05, ce qui indique une absence de significativité statistique. Par conséquent, l'hypothèse H1 est rejetée.

Ce résultat contraste avec une partie de la littérature qui attribue à l'intelligence artificielle un rôle important dans l'amélioration de la performance de l'audit. Plusieurs explications peuvent être avancées. Premièrement, l'adoption de l'intelligence artificielle ne garantit pas automatiquement une amélioration de la performance organisationnelle, conformément au « paradoxe de la productivité ».

Deuxièmement, ce résultat peut refléter le niveau encore hétérogène de maturité numérique des organisations marocaines, où l'intégration de l'IA demeure limitée par des contraintes liées aux données, aux infrastructures technologiques et aux compétences des utilisateurs.

Troisièmement, l'absence d'effet significatif pourrait être liée à l'opérationnalisation du construit IA_Int, qui mesure l'intégration globale de l'IA, alors que les résultats montrent que certaines applications spécifiques, notamment l'automatisation des tâches et l'exploitation des données massives, influencent davantage la performance de l'audit interne.

Enfin, la forte proximité conceptuelle entre l'intégration de l'IA et l'automatisation des tâches (HTMT = 0,950) suggère un certain chevauchement conceptuel, susceptible de réduire la contribution spécifique du construit IA_Int dans l'explication de la performance de l'audit interne.

4.2.1.2. Test de la deuxième hypothèse H2 : L'automatisation des tâches opérationnelles influence positivement la performance de l'audit interne

Les résultats montrent une corrélation positive entre l'automatisation des tâches et la performance de l'audit interne ($\beta = 0,341$). La valeur du T de Student est de 2,618, supérieure au seuil critique de 1,96, et la valeur p est de 0,009, inférieure à 0,05.

Ces résultats indiquent une relation positive et statistiquement significative entre les deux variables. Par conséquent, l'hypothèse (H2) est validée. On peut conclure que l'automatisation des tâches améliore significativement la performance de l'audit interne.

4.2.1.3. Test de la troisième hypothèse H3 : L'exploitation des données massives améliore positivement la performance de l'audit interne

Les estimations obtenues révèlent une corrélation positive et significative entre les données massives et la performance de l'audit interne ($\beta = 0,406$). La valeur du T de Student est de 3,183, largement supérieure à 1,96, et la valeur p est de 0,001, inférieure à 0,05.

Ainsi, l'hypothèse (H3) est validée. Ces résultats confirment que l'exploitation des données massives contribue de manière significative à l'amélioration de la performance de l'audit interne.

4.2.1.4. Test de la quatrième hypothèse H4 : L'automatisation des rapports influence la performance de l'audit interne

Les résultats indiquent une relation positive mais non significative entre l'automatisation des rapports et la performance de l'audit interne ($\beta = 0,155$). La valeur du T de Student est de 1,655, inférieure au seuil de 1,96, et la valeur p est de 0,098, supérieure à 0,05.

Par conséquent, l'hypothèse (H4) est rejetée. On conclut que l'automatisation des rapports n'a pas d'impact significatif sur la performance de l'audit interne dans le cadre de cette étude.

4.3. Discussion des résultats

Les résultats de cette étude montrent que l'intégration globale de l'intelligence artificielle n'a pas d'effet significatif sur la performance de l'audit interne, ce qui conduit au rejet de l'hypothèse H1. Ce résultat nuance les conclusions de travaux antérieurs (Vasarhelyi et al., 2015 ; Kokina & Davenport, 2017) et confirme que l'impact de l'IA dépend fortement du contexte organisationnel, notamment du niveau de maturité digitale et des compétences analytiques disponibles (Sutton et al., 2016). Dans ce sens, l'adoption de l'intelligence artificielle ne constitue pas en soi un facteur de performance, mais nécessite un environnement favorable reposant sur une gouvernance efficace des données et un renforcement des compétences des auditeurs, afin de garantir une utilisation optimale des technologies.

En revanche, les résultats confirment que l'automatisation des tâches opérationnelles et l'exploitation des données massives ont un impact positif et significatif sur la performance de l'audit interne, validant ainsi les hypothèses H2 et H3. Ces conclusions sont cohérentes avec la littérature existante (Lacity & Willcocks, 2016 ; Brown-Liburd et al., 2015 ; Zhang et al., 2020), qui souligne que ces technologies permettent d'améliorer l'efficacité opérationnelle, de réduire les erreurs et de renforcer la capacité de détection des risques. Elles impliquent que les organisations ont intérêt à privilégier des applications ciblées de l'intelligence artificielle, notamment dans l'automatisation des processus et l'analyse des données, afin de maximiser la valeur ajoutée de l'audit interne.

Cependant, l'automatisation des rapports d'audit ne présente pas d'impact significatif sur la performance, ce qui conduit au rejet de l'hypothèse H4. Ce résultat rejoint les travaux de Nizamdinova et al. (2023), qui montrent que la valeur du reporting repose principalement sur le jugement professionnel et la capacité d'interprétation des auditeurs. Ainsi, l'automatisation du reporting doit être envisagée comme un outil complémentaire plutôt que comme un substitut à l'expertise humaine. Globalement, ces résultats confirment que la performance de l'audit interne dépend davantage des usages spécifiques de l'intelligence artificielle que de son adoption globale, ce qui implique une approche progressive et stratégique de son intégration (Brynjolfsson & McAfee, 2017).

Ces résultats doivent également être interprétés à la lumière des spécificités du contexte marocain. En effet, bien que les organisations marocaines s'engagent progressivement dans des démarches de transformation numérique, le niveau de maturité digitale demeure encore hétérogène selon les secteurs d'activité et la taille des entreprises. L'intégration de solutions fondées sur l'intelligence artificielle reste souvent confrontée à plusieurs contraintes, notamment la disponibilité et la qualité des données, les investissements technologiques requis ainsi que le manque de compétences spécialisées dans les domaines de l'analyse des données et de l'intelligence artificielle.

Dans le secteur de l'audit, l'utilisation des technologies avancées demeure relativement récente et s'inscrit dans un processus d'adoption progressif. Cette situation peut expliquer l'absence d'effet significatif de l'intégration globale de l'intelligence artificielle sur la performance de l'audit interne observée dans cette étude. En revanche, les résultats montrent que certaines applications spécifiques de l'IA, notamment l'automatisation des tâches opérationnelles et

l'exploitation des données massives, génèrent des bénéfices plus tangibles et directement perceptibles par les professionnels de l'audit.

Ainsi, dans le contexte marocain, la création de valeur liée à l'intelligence artificielle semble davantage dépendre de l'utilisation ciblée de ses applications que de son niveau d'intégration global au sein des organisations. Ces résultats soulignent l'importance pour les entreprises marocaines de renforcer leurs infrastructures numériques, leurs pratiques de gouvernance des données ainsi que les compétences technologiques des auditeurs afin de favoriser une adoption plus efficace de l'intelligence artificielle dans les activités d'audit interne.

5. Conclusion

Cette recherche avait pour objectif d'analyser l'impact de l'intelligence artificielle sur la performance de l'audit interne à travers quatre dimensions principales, à savoir l'intégration de l'IA, l'automatisation des tâches opérationnelles, l'exploitation des données massives et l'automatisation des rapports d'audit.

Les résultats obtenus montrent que l'automatisation des tâches opérationnelles et l'exploitation des données massives exercent un impact positif et statistiquement significatif sur la performance de l'audit interne. Ces deux dimensions apparaissent comme des leviers majeurs d'amélioration de l'efficacité, de la précision et de la capacité d'analyse des auditeurs internes. En revanche, l'intégration globale de l'intelligence artificielle ainsi que l'automatisation des rapports d'audit ne présentent pas d'effet significatif sur la performance dans le contexte étudié. Ainsi, ces résultats permettent de conclure que la contribution de l'intelligence artificielle à la performance de l'audit interne dépend davantage de ses modalités d'utilisation que de son adoption globale. Autrement dit, ce ne sont pas les technologies en elles-mêmes qui génèrent de la valeur, mais plutôt leur intégration ciblée dans des processus spécifiques à forte valeur ajoutée.

Sur le plan managérial, ces conclusions soulignent l'importance pour les organisations de développer une approche sélective et orientée vers la valeur dans l'adoption de l'intelligence artificielle. Il s'agit notamment de privilégier les applications permettant d'automatiser les tâches répétitives et d'exploiter efficacement les données, tout en investissant dans la formation des auditeurs et le développement de compétences analytiques avancées. Par ailleurs, une attention particulière doit être accordée à la qualité des données, à la gouvernance des systèmes d'information et à l'accompagnement du changement afin de garantir une intégration réussie de ces technologies.

Cette étude contribue à la littérature sur l'intelligence artificielle et l'audit interne en montrant que son impact sur la performance n'est pas homogène. Contrairement à plusieurs travaux antérieurs qui soulignent ses bénéfices globaux, les résultats révèlent que l'intégration globale de l'IA n'a pas d'effet significatif sur la performance de l'audit interne. Ce résultat nuance ainsi la littérature existante et montre que la valeur de l'IA dépend davantage de ses usages spécifiques que de son adoption générale. L'étude met en évidence que l'automatisation des tâches opérationnelles et l'exploitation des données massives constituent les principales sources de création de valeur dans l'audit interne.

Cette étude présente néanmoins certaines limites qui doivent être prises en considération dans l'interprétation des résultats. Les données ont été collectées à partir d'un questionnaire auto-administré, ce qui peut engendrer un biais de désirabilité sociale dans les réponses des participants. De plus, l'utilisation d'une source unique de données expose l'étude à un risque potentiel de common method bias inhérent aux recherches quantitatives fondées sur des perceptions déclaratives. Par ailleurs, l'échantillon est composé de 103 répondants sélectionnés selon une méthode d'échantillonnage non probabiliste, ce qui limite la généralisation des résultats à l'ensemble des organisations marocaines.

Ces limites ouvrent plusieurs pistes de recherche futures. Il serait pertinent de mener des études longitudinales afin d'analyser l'évolution de l'impact de l'intelligence artificielle sur la performance de l'audit interne dans le temps. L'ajout de variables modératrices comme la maturité numérique, la culture technologique et les compétences des auditeurs permettrait de mieux expliquer les conditions de création de valeur. Des approches qualitatives, telles que les études de cas et les entretiens, pourraient également approfondir les mécanismes organisationnels. Par ailleurs, l'intelligence artificielle générative constitue une nouvelle piste d'analyse prometteuse. Enfin, des études comparatives entre secteurs ou pays aideraient à mieux comprendre les différences d'efficacité de ces technologies.

Références

- (1). Alles, M. (2015). Drivers of the use and facilitators and obstacles of the evolution of continuous auditing. *Accounting Horizons*, 29(2), 439–451.
- (2). Appelbaum, D., Kogan, A., & Vasarhelyi, M. A. (2017). Big data and analytics in the modern audit engagement: Research needs. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 36(4), 1–27. <https://doi.org/10.2308/AJPT-51684>
- (3). Arena, M., & Azzone, G. (2009). Identifying organizational drivers of internal audit effectiveness. *International Journal of Auditing*, 13(1), 43–60. <https://doi.org/10.1111/j.1099-1123.2008.00392.x>
- (4). Baldwin, A. A., Brown, C. E., & Trinkle, B. S. (2006). Opportunities for artificial intelligence in auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 3(1), 1–17.
- (5). Barney, J. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99–120. <https://doi.org/10.1177/014920639101700108>
- (6). Brown-Liburd, H., Issa, H., & Lombardi, D. (2015). Behavioral implications of big data's impact on audit judgment and decision making. *Accounting Horizons*, 29(2), 451–468. <https://doi.org/10.2308/acch-51023>
- (7). Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, Platform, Crowd: Harnessing Our Digital Future*. W. W. Norton & Company.
- (8). Cao, M., Chychyla, R., & Stewart, T. (2015). Big data analytics in financial statement audits. *Accounting Horizons*, 29(2), 423–429. <https://doi.org/10.2308/acch-51068>
- (9). Chin, W. W. (1998). The partial least squares approach for structural equation modeling. In G. A. Marcoulides (Ed.), *Modern Methods for Business Research* (pp. 295–336). Lawrence Erlbaum Associates.
- (10). Cohen, J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2nd ed.). Lawrence Erlbaum Associates.
- (11). COSO. (2017). *Enterprise Risk Management: Integrating with Strategy and Performance*. Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission.
- (12). Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.
- (13). Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- (14). Diamantopoulos, A., & Siguaw, J. A. (2006). Formative versus reflective indicators in organizational measure development: A comparison and empirical illustration. *British Journal of Management*, 17(4), 263–282.
- (15). Evrard, Y., Pras, B., & Roux, E. (2009). *Market : Études et recherches en marketing*. Dunod.

- (16). Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error. *Journal of Marketing Research*, 18(1), 39–50.
- (17). Gold, A. H., Malhotra, A., & Segars, A. H. (2001). Knowledge management: An organizational capabilities perspective. *Journal of Management Information Systems*, 18(1), 185–214.
- (18). Gramling, A. A., Maletta, M. J., Schneider, A., & Church, B. K. (2004). The role of the internal audit function in corporate governance. *Journal of Accounting Literature*, 23, 194–244.
- (19). Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*. Sage Publications.
- (20). Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., & Ringle, C. M. (2019). When to use and how to report the results of PLS-SEM. *European Business Review*, 31(1), 2–24. <https://doi.org/10.1108/EBR-11-2018-0203>
- (21). Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., Sarstedt, M., Danks, N. P., & Ray, S. (2022). *Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) Using R*. Springer.
- (22). Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115–135.
- (23). Hogan, C. E., & Wilkins, M. S. (2008). Evidence on the audit risk model: Do auditors increase audit fees in the presence of internal control deficiencies? *Contemporary Accounting Research*, 25(1), 219–242.
- (24). International Auditing and Assurance Standards Board. (2022). *2022 handbook of international quality management, auditing, review, other assurance and related services pronouncements*. International Federation of Accountants.
- (25). Institute of Internal Auditors. (2017). *International Professional Practices Framework (IPPF)*. Institute of Internal Auditors.
- (26). Institute of Internal Auditors. (2025). *Global Internal Audit Standards*. Institute of Internal Auditors.
- (27). Issa, H., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2016). Research ideas for artificial intelligence in auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13(2), 1–12.
- (28). Nizamdinova, A., Kzykeyeva, A., & Arystambayeva, A. (2023). Introduction of artificial intelligence technologies in the organization of auditing activities. *Economic Series of the Bulletin of the L. N. Gumilyov Eurasian National University*, 2(143), 285–295. <https://doi.org/10.32523/2789-4320-2023-2-285-295>
- (29). Kokina, J., & Davenport, T. H. (2017). The emergence of artificial intelligence in accounting. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 14(1), 115–122.
- (30). Karimallah, K., & Drissi, H. (2024). Assessing the impact of digitalization on internal auditing function. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 15(6). <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2024.0150687>
- (31). Lacity, M. C., & Willcocks, L. P. (2016). *Robotic Process Automation and Risk Mitigation*. SB Publishing.
- (32). Loyer, A. (2006). *L'audit interne et le contrôle interne*. Dunod.
- (33). McCarthy, J. (1959). Programs with common sense. *Proceedings of the Teddington Conference on the Mechanization of Thought Processes*.
- (34). Minsky, M. (1968). *Semantic Information Processing*. MIT Press.
- (35). Nizamdinova, A., et al. (2023). AI-driven audit reporting systems. *Accounting and Technology Review*, 15(3), 120–134.
- (36). Nunnally, J. C. (1978). *Psychometric Theory* (2nd ed.). McGraw-Hill.
- (37). Pickett, K. H. S. (2010). *The Internal Auditing Handbook*. Wiley.

- (38). Renard, J. (2018). *Théorie et pratique de l'audit interne*. Dunod.
- (39). Rogers, E. M. (2003). *Diffusion of Innovations* (5th ed.). Free Press.
- (40). Russell, S., & Norvig, P. (2022). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th ed.). Pearson.
- (41). Sawyer, L. B. (2003). *Sawyer's Internal Auditing*. Institute of Internal Auditors.
- (42). Simon, H. A. (1960). *The New Science of Management Decision*. Harper & Row.
- (43). Spira, L. F., & Page, M. (2003). Risk management: The reinvention of internal control. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, 16(4), 640–661.
- (44). Sutton, S. G., Holt, M., & Arnold, V. (2016). The reports of my death are greatly exaggerated: Artificial intelligence research in accounting and auditing. *International Journal of Accounting Information Systems*, 22, 60–73.
- (45). Vasarhelyi, M. A., Kogan, A., & Tuttle, B. M. (2015). Big data in accounting: An overview. *Accounting Horizons*, 29(2), 381–396.
- (46). Voorhees, C. M., Brady, M. K., Calantone, R., & Ramirez, E. (2016). Discriminant validity testing in marketing: An analysis, causes for concern, and proposed remedies. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 44(1), 119–134.
- (47). Zhang, C., et al. (2020). AI applications in auditing. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 17(2), 65–80