

L'impact de l'intelligence artificielle sur la transparence de l'audit interne

The impact of artificial intelligence on the transparency of internal auditing.

Auteur 1 : FARSI BOUTAINA.

Auteur 2 : EL IDRISSE LALLA HIND.

FARSI BOUTAINA, (Doctorante)

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

EL IDRISSE LALLA HIND, (Professeur)

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

Déclaration de divulgation : L'auteur n'a pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude.

Conflit d'intérêts : L'auteur ne signale aucun conflit d'intérêts.

Pour citer cet article : FARSI .B & EL IDRISSE .L H (2026) « L'impact de l'intelligence artificielle sur la transparence de l'audit interne », African Scientific Journal « Volume 03, Num 35 » pp: 2914– 2929.



DOI : 10.5281/zenodo.20182792

Copyright © 2026 – ASJ



Résumé

Cette étude examine l'impact de l'intelligence artificielle sur la transparence de l'audit interne. Elle s'intéresse à la manière dont les technologies d'IA, notamment l'automatisation des tâches, la précision des analyses et la rapidité de traitement des données, influencent la qualité et la fiabilité des processus d'audit. La recherche adopte une méthodologie quantitative, reposant sur un questionnaire administré auprès d'auditeurs internes et de professionnels du contrôle. Les données collectées ont été analysées statistiquement via le logiciel Smart-PLS afin d'évaluer les relations entre les variables de mesures de l'intelligence artificielle et leur impact sur la transparence de l'audit interne. Les résultats suggèrent que l'intelligence artificielle joue un rôle déterminant dans le renforcement de la transparence de l'audit interne. Elle permet d'améliorer la détection des anomalies, de réduire les erreurs humaines et d'accélérer le traitement des informations, ce qui contribue à des rapports d'audit plus clairs, fiables et traçables. Ainsi, l'intégration de l'intelligence artificielle représente un levier stratégique pour moderniser l'audit interne et renforcer la transparence organisationnelle.

Mots clés : Audit interne – Intelligence artificielle- Transparence

Abstract

This study examines the impact of artificial intelligence (AI) on internal audit transparency. It focuses on how AI technologies, including task automation, analytical accuracy, and data processing speed, influence the quality and reliability of audit processes. The research employs a quantitative methodology, based on a questionnaire administered to internal auditors and control professionals. The collected data were statistically analyzed using Smart-PLS software to assess the relationships between AI measurement variables and their impact on internal audit transparency. The results suggest that AI plays a crucial role in strengthening internal audit transparency. It improves anomaly detection, reduces human error, and accelerates information processing, contributing to clearer, more reliable, and traceable audit reports. Therefore, integrating AI represents a strategic lever for modernizing internal audit and strengthening organizational transparency.

Keywords : Internal Audit – Artificial Intelligence – Transparency

Introduction

L'audit interne occupe depuis longtemps une place centrale dans la gouvernance des organisations, en garantissant la fiabilité des informations financières, la conformité aux réglementations et l'efficacité des processus internes. Cependant, la complexité croissante des systèmes d'information, la volumétrie massive des données et l'évolution rapide des risques exigent des méthodes d'audit plus performantes et adaptatives.

Dans ce contexte, l'intelligence artificielle (IA) émerge comme un outil stratégique capable de transformer la pratique de l'audit interne. L'IA offre des possibilités inédites pour automatiser les tâches répétitives, analyser de grandes quantités de données en temps réel, détecter des anomalies et anticiper les risques. Ces capacités permettent non seulement d'améliorer l'efficacité opérationnelle des auditeurs, mais aussi de renforcer la transparence et la fiabilité des rapports internes, contribuant ainsi à une meilleure gouvernance organisationnelle. C'est dans cette dynamique que s'inscrit la présente étude, intitulée l'impact de l'intelligence artificielle sur la transparence de l'audit interne. L'objectif central est de mesurer l'influence de ces technologies sur la visibilité des processus de contrôle et d'identifier les déterminants favorisant une telle mutation. Toutefois, l'adoption de l'IA dans l'audit interne repose sur plusieurs déterminants, tels que la qualité des données, l'infrastructure technologique, la formation des auditeurs et la culture organisationnelle. La compréhension de ces facteurs est essentielle pour assurer une intégration efficace et éthique des technologies intelligentes dans les pratiques de contrôle.

Cette recherche s'inscrit dans la perspective de mesurer l'impact de l'IA sur la transparence de l'audit interne et d'identifier les principaux déterminants influençant son adoption. Pour ce faire, la structure de la recherche repose sur un cadre méthodologique rigoureux. Sur le plan épistémologique, on adopte un positionnement positiviste, visant à observer la réalité de manière objective et factuelle. Ce choix s'accompagne d'un raisonnement hypothético-déductif, où l'on part des théories existantes pour formuler des hypothèses que l'on soumet ensuite à l'épreuve du terrain. Enfin, concernant l'approche de collecte, on privilégie une étude quantitative par l'administration d'un questionnaire structuré auprès d'un échantillon d'auditeurs internes et de professionnels du contrôle. Cette démarche permet de quantifier les relations entre les variables et de fournir un cadre empirique robuste pour comprendre comment l'IA peut favoriser une nouvelle ère de transparence organisationnelle.

Les résultats attendus contribueront à enrichir la littérature académique sur la digitalisation de l'audit interne et fourniront des recommandations pratiques aux organisations souhaitant intégrer l'IA dans leurs processus de contrôle.

1. L'audit interne et l'intelligence artificielle : Une trajectoire d'évolution vers un rôle pivot stratégique

Au fil des décennies, l'Institute of Internal Auditors (IIA) dans ses *Normes Internationales pour la Pratique Professionnelle de l'Audit Interne* (IPPF, mise à jour 2022), a révisé sa vision de l'audit interne, marquant un glissement progressif d'une fonction de vérification vers un levier de performance organisationnelle. Autrement dit, l'audit interne représente une fonction d'assurance et de conseil indépendante et objective qui cherche à ajouter de la valeur et à améliorer les opérations d'une organisation. Ses objectifs principaux sont basés sur l'Assurance qui permet d'examiner de manière objective l'efficacité des processus de gouvernance, de gestion des risques et de contrôle interne, ainsi que le conseil qui permet de recommander des améliorations pour optimiser la performance organisationnelle.

En 1978, l'IIA a considéré l'audit comme étant « activité d'examen indépendant et objectif visant à ajouter de la valeur aux opérations », axés sur les contrôles financiers et la conformité réglementaire. En 1999, l'accent s'est mis sur la "garantie et l'amélioration des opérations", incorporant explicitement la gestion des risques. Pourtant, La version 2017, toujours en vigueur, élargit le champ : "une activité indépendante et objective fournissant assurance sur la maîtrise des opérations, conseils pour leur perfectionnement, et contribution à la création de valeur" (IIA, 2017).

1.1.Évolution Historique et Fondements Théoriques de l'audit interne

Les pratiques d'audit interne reposent sur des piliers théoriques consolidés depuis les années 1940, formalisés dans les années 1970-80. Ces fondements ont structuré trois finalités cardinales : assurance, conseil et contrôle interne. Le tableau suivant représente une synthèse sur les différentes théories.

Tableau 1 : Fondement théorique de l'audit interne

Fondement théorique	Principe central (avec auteurs)	Vision de l'audit interne	Rôle de l'auditeur	Limites principales
Théorie de l'agence	Relation principal-agent, asymétrie d'information (Jensen & Meckling, 1976)	Mécanisme de contrôle pour réduire les conflits d'intérêts	Vérificateur indépendant	Vision centrée sur le contrôle, peu orientée valeur
Théorie du contrôle interne	Systèmes de contrôle pour sécuriser les opérations (COSO, 2013)	Outil de conformité et de régularité	Contrôleur des processus	Vision rigide et normative
Théorie des coûts de transaction	Réduction des coûts de transaction (Coase, 1937 ; Williamson, 1985)	Instrument d'optimisation organisationnelle	Évaluateur des processus	Approche économique limitée
Approche par les risques	Gestion proactive des risques (ISO 31000, 2018)	Outil de gestion des risques	Analyste et conseiller	Difficulté à anticiper les risques complexes
Théorie des parties prenantes	Prise en compte des intérêts multiples (Freeman, 1984)	Contribution à la gouvernance et à la transparence	Médiateur	Complexité des arbitrages
Approche normative (IIA)	Respect des normes professionnelles (IIA, 2017)	Audit structuré et encadré	Garant de la conformité	Limite l'innovation
Audit traditionnel (échantillonnage)	Analyse par échantillons (Arens et al., 2014)	Audit périodique	Vérificateur	Risque de non-détection

Source : Elaboré par nos soins

Cette synthèse met en évidence une prédominance des approches déroulées vers le contrôle et la gestion des risques, ce qui souligne certaines limites face à la complexité croissante des environnements organisationnels.

La compréhension des fondements conceptuels de l'audit interne, il apparaît indispensable d'évaluer les principaux modèles théoriques traditionnels qui ont établi ses pratiques et orienté ses mécanismes de contrôle avant l'émergence des technologies avancées.

Le modèle COSO (2013) : Le cadre de référence élaboré par Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission (2013) constitue l'un des piliers théoriques du contrôle interne moderne. Ce modèle s'inscrit dans une approche systémique du contrôle organisationnel et repose sur cinq composantes interdépendantes : l'environnement de contrôle, l'évaluation des risques, les activités de contrôle, l'information et la communication, ainsi que les activités de pilotage et de suivi. Dans la continuité des travaux sur la gouvernance et le contrôle organisationnel, notamment ceux de Robert Simons (1995), le modèle COSO propose une vision intégrée permettant de structurer les mécanismes de contrôle interne à tous les niveaux de l'organisation. Il favorise ainsi une meilleure coordination des processus et une gestion plus rigoureuse des risques, tout en renforçant le rôle de l'audit interne comme dispositif de surveillance globale. Toutefois, malgré sa robustesse conceptuelle, ce cadre présente certaines limites dans des environnements caractérisés par une forte digitalisation. En effet, comme le soulignent Erik Brynjolfsson et Andrew McAfee (2017), les modèles traditionnels de contrôle, fondés sur des évaluations périodiques, peinent à s'adapter aux dynamiques en temps réel induites par les technologies numériques. Le COSO apparaît ainsi relativement statique face aux exigences actuelles d'analyse continue des données.

Le modèle COBIT 2019 : Le référentiel COBIT 2019, développé par ISACA, s'inscrit dans une logique de gouvernance des systèmes d'information. Il vise à assurer un alignement efficace entre les objectifs stratégiques de l'organisation et les ressources technologiques, en intégrant des mécanismes de contrôle, de pilotage et d'évaluation des processus IT. Dans la lignée des travaux de Michael Porter (1985) sur l'avantage concurrentiel, COBIT met l'accent sur la création de valeur à travers une gestion optimisée des systèmes d'information. Il introduit également des principes liés à la performance, à la gestion des risques technologiques et à la formalisation des processus, contribuant ainsi à professionnaliser les pratiques d'audit des systèmes d'information. Par ailleurs, certaines contributions issues de la littérature en systèmes d'information, notamment celles de Jeanne Ross et Peter Weill (2004), renforcent l'idée selon laquelle la gouvernance IT constitue un levier stratégique pour la performance organisationnelle.

Cependant, malgré son évolution vers des mécanismes plus automatisés, COBIT 2019 reste en grande partie ancré dans une logique déterministe. Comme le soulignent Davenport et Ronanki (2018), les systèmes traditionnels de contrôle ne tirent pas pleinement parti des capacités d'apprentissage adaptatif de l'intelligence artificielle. Ainsi, le modèle montre certaines limites dans des environnements caractérisés par l'usage intensif de l'IA et du Big Data.

1.1.Cadre conceptuel et théorique de l'intelligence artificielle et de sa contribution à l'audit interne

L'intelligence artificielle (IA) regroupe un ensemble de technologies visant à reproduire certaines capacités cognitives humaines, telles que l'apprentissage, le raisonnement et la prise de décision. Selon Stuart Russell et Peter Norvig (2021), l'IA peut être définie comme la capacité des machines à exécuter des tâches nécessitant habituellement l'intelligence humaine. Dans un contexte organisationnel, elle se distingue par son aptitude à traiter des volumes considérables de données et à en extraire des informations à forte valeur ajoutée. Parmi les concepts fondamentaux associés à l'IA, le Machine Learning occupe une place centrale. Comme le soulignent Tom Mitchell (1997), cette approche permet aux systèmes d'apprendre à partir des données et d'améliorer leurs performances sans programmation explicite. Le Deep Learning, qui constitue une évolution du Machine Learning, repose sur des réseaux neuronaux artificiels capables de traiter des données complexes, notamment grâce aux travaux de Yann LeCun, Geoffrey Hinton et Yoshua Bengio (2015). Le concept de Big Data, quant à lui, renvoie à la gestion et à l'analyse de volumes massifs de données, caractérisés par leur variété, leur vélocité et leur volume. Selon Viktor Mayer-Schönberger et Kenneth Cukier (2013), ces données constituent une source stratégique de création de valeur pour les organisations. Enfin, l'automatisation intelligente, souvent associée aux travaux de Thomas Davenport et Rajeev Ronanki (2018), permet de remplacer ou d'assister certaines tâches humaines, en particulier celles à faible valeur ajoutée, grâce à l'intégration combinée de l'IA et des technologies d'automatisation. Dans le domaine de l'audit interne, ces avancées technologiques ouvrent des perspectives importantes en matière d'analyse des données, de détection des anomalies et d'optimisation des processus. Elles contribuent ainsi à transformer le rôle de l'auditeur, qui évolue progressivement vers une fonction plus analytique et stratégique, en s'appuyant sur des outils intelligents capables d'améliorer la qualité et la pertinence des missions d'audit.

2. Le lien entre l'intelligence artificielle et l'audit interne

L'introduction de l'intelligence artificielle (IA) dans l'audit interne peut être expliquée par plusieurs cadres théoriques. La théorie de l'agence (Jensen & Meckling, 1976) souligne que l'audit interne réduit les asymétries d'information entre dirigeants et actionnaires ; l'IA renforce cette fonction en améliorant la fiabilité et la rapidité des analyses. La Resource-Based View (Barney, 1991) considère que les ressources internes stratégiques, comme l'IA, augmentent les capacités analytiques et la création de valeur par l'audit. La théorie des coûts de transaction (Coase, 1937 ; Williamson, 1985) explique que l'automatisation des tâches réduit les coûts liés à la surveillance et à la coordination.

Enfin, la théorie des parties prenantes (Freeman, 1984) et les travaux sur la transformation digitale (Brynjolfsson & McAfee, 2017) montrent que l'IA améliore la transparence et permet un audit en temps réel, plus stratégique et orienté vers la détection proactive des risques.

Tableau 2 : Tableau synthétique des théories mobilisées

Théorie	Auteurs	Contribution de l'IA	Impact sur l'audit
Théorie de l'agence	Jensen & Meckling (1976)	Réduction des asymétries	Audit plus fiable et transparent
RBV	Barney (1991)	Développement des capacités analytiques	Audit créateur de valeur
Coûts de transaction	Coase (1937), Williamson (1985)	Automatisation et réduction des coûts	Audit plus efficace
Parties prenantes	Freeman (1984)	Amélioration de la transparence	Renforcement de la gouvernance
Transformation digitale	Brynjolfsson & McAfee (2017)	Digitalisation des procédés	Audit en temps réel et proactif

Source : élaboré par nos soins

- Automatisation des tâches d'audit

L'intelligence artificielle joue un rôle déterminant dans l'automatisation des tâches d'audit interne. Les activités répétitives telles que la collecte, le traitement et la vérification des données sont désormais prises en charge par des technologies telles que le *Robotic Process Automation* (RPA) et les algorithmes d'apprentissage automatique. Selon Brynjolfsson et McAfee (2017), cette automatisation permet d'accroître la fiabilité des processus tout en réduisant significativement les erreurs humaines.

De plus, Davenport et Ronanki (2018) montrent que l'IA permet aux organisations de repenser la répartition des tâches, en libérant les auditeurs des activités à faible valeur ajoutée. Ces derniers peuvent ainsi se concentrer sur des analyses complexes et des missions à forte valeur stratégique. Cette évolution s'inscrit dans la logique de la transformation digitale et du renforcement du rôle stratégique de l'audit interne, en cohérence avec les principes de création de valeur (IIA, 2017).

Tableau 3 : Dimension et critères de l'automatisation des tâches d'audit

Dimension	Critères
Apport de l'IA	Automatisation des tâches répétitives (collecte, traitement, vérification)
Technologies	RPA, Machine Learning, systèmes intelligents
Avantages	Réduction des erreurs, gain de temps, amélioration de la fiabilité
Impact sur l'auditeur	Réorientation vers l'analyse stratégique

Source: Brynjolfsson & McAfee (2017) ; Davenport & Ronanki (2018) ; IIA (2017)

- Amélioration de l'analyse des risques

L'intelligence artificielle transforme profondément l'analyse et la gestion des risques en audit interne. Grâce aux techniques de *machine learning* et à l'exploitation du *Big Data*, il devient possible d'identifier des anomalies et des comportements atypiques de manière plus précise et rapide. Selon Agrawal, Gans et Goldfarb (2019), l'IA améliore la capacité des organisations à effectuer des prédictions fiables, ce qui constitue un levier majeur pour l'analyse des risques. L'audit en continu devient ainsi une réalité, permettant une surveillance permanente des opérations et une détection précoce des anomalies. Cette approche renforce la dimension proactive de l'audit interne, en permettant non seulement de détecter les risques, mais aussi de les anticiper. Elle s'inscrit dans une logique de gouvernance améliorée et de réduction des risques organisationnels.

Tableau 4 : Dimension et critères de l'amélioration de l'analyse des risques

Dimension	Critères
Apport de l'IA	Détection des anomalies et anticipation des risques
Techniques	Machine Learning, Big Data, analyse prédictive
Approche	Audit en continu (surveillance en temps réel)
Avantages	Détection précoce, réduction des risques

Source : Agrawal, Gans & Goldfarb (2019)

- Prise de décision augmentée

L'intelligence artificielle contribue à une transformation majeure de la prise de décision dans l'audit interne. Les outils d'analyse avancée permettent de produire des tableaux de bord dynamiques, facilitant l'interprétation des données complexes et la prise de décision éclairée.

Selon Russell et Norvig (2021), les systèmes intelligents assistent les décideurs en fournissant des recommandations basées sur l'analyse des données. Dans ce contexte, l'auditeur évolue d'un rôle de contrôleur vers un rôle de conseiller stratégique. Cette transformation renforce la contribution de l'audit interne à la gouvernance organisationnelle. L'audit devient ainsi un acteur clé dans le processus de prise de décision, en s'appuyant sur des outils d'intelligence artificielle capables de fournir des analyses approfondies et pertinentes.

Tableau 5 : Dimension et critères de Prise de décision augmentée

Dimension	Critères
Apport de l'IA	Aide à la prise de décision
Outils	Tableaux de bord, analytics, IA décisionnelle
Rôle de l'auditeur	Acteur stratégique et conseiller
Avantages	Meilleure interprétation des données

Source : Russell & Norvig (2021)

L'intégration de l'intelligence artificielle entraîne une évolution significative des méthodes d'audit interne. Le passage d'un audit périodique à un audit en temps réel constitue une transformation majeure, permettant une surveillance continue et dynamique des opérations.

Selon KPMG (2020), l'utilisation de l'IA favorise l'émergence d'approches prédictives, permettant d'anticiper les risques futurs et d'améliorer la qualité des contrôles. Cette transformation marque une transition d'un audit réactif vers un audit proactif.

Ainsi, les auditeurs doivent développer de nouvelles compétences, notamment en analyse de données et en utilisation d'outils numériques avancés. L'audit devient alors un processus intelligent, basé sur les données, contribuant à une meilleure performance organisationnelle.

3. Méthodologie :

L'examen de l'impact de l'intelligence artificielle sur la transparence de l'audit interne s'inscrit dans une posture épistémologique positiviste, postulant l'existence d'une réalité objective et mesurable. Dans cette optique, on privilégie une démarche hypothético-déductive qui consiste

à traduire les cadres théoriques existants en hypothèses testables, afin d'isoler les variables déterminantes de cette relation. Pour ce faire, on déploie une méthodologie quantitative fondée sur l'administration d'un questionnaire standardisé auprès de professionnels du secteur. Cette approche permet de recueillir des données empiriques robustes, dont le traitement statistique vise à valider ou à infirmer les hypothèses de recherche, garantissant ainsi la rigueur et la portée généralisable des résultats obtenus.

3.1.Contexte de la recherche :

Cette étude a été menée dans les grandes entreprises de la région Casablanca-Settat afin d'explorer l'impact de l'intelligence artificielle sur la transparence de l'audit interne. L'objectif principal est de comprendre comment l'adoption de technologies telles que l'intelligence artificielle influence et a un effet positif sur l'audit interne.

Le modèle de recherche est conçu pour examiner la relation entre la variable indépendante qui est l'intelligence artificielle qui est mesuré par l'automatisation des tâches, précisions des analyses et la réduction du temps et la variable dépendante qui est l'audit interne.

3.2.Méthode de collecte des données

Les données ont été collectées via un questionnaire structuré distribué aux auditeurs interne et cadres des grandes entreprises. Le questionnaire a été développé en se basant sur des échelles validées provenant de la littérature existante. La collecte de données s'est déroulée à travers une enquête en ligne structurée, distribuée à un échantillon représentatif d'auditeurs internes et cadres. Les questions portaient sur la mesure de l'IA (AT, PA, RT) et de leur impact sur la transparence de l'audit interne. Les participants étaient invités à évaluer leurs expériences personnelles et professionnelles avec ces technologies, fournissant ainsi des informations cruciales pour comprendre les dynamiques d'adoption technologique dans le contexte marocain. Les données ont été analysées à l'aide du logiciel SMART PLS 4, permettant des analyses détaillées incluant des tests descriptifs et des modèles de régression pour explorer les relations entre les variables étudiées.

4. Hypothèses de recherche

Les hypothèses principales de l'étude sont les suivantes :

- H1 : L'automatisation des tâches d'audit par l'intelligence artificielle a un impact positif sur la transparence de l'audit interne dans l'entreprise.

- H2 : La précision des analyses réalisées par l'intelligence artificielle a un impact positif sur la transparence de l'audit interne dans l'entreprise.
- H3 : La réduction du temps de traitement des données grâce à l'intelligence artificielle a un impact positif sur la transparence de l'audit interne dans l'entreprise.

5. Résultats et discussion de l'étude empirique

5.1. Les résultats de l'étude empirique

Tableau 6 : Validité discriminante à l'aide du critère de Fornell-Larcker et du rapport hétérotrait-monotrait (HTMT)

	AT	P	RT
AT			
P	0.481		
RT	0.752	0.613	
AI	0.741	0.605	0.878

Source : logiciel Smart PLS

Tableau 7 : Discriminant validity -Fornell-Larcker criterion

	AT	P	RT	AI
AT	0.872			
P	0.463	0.906		
RT	0.703	0.586	0.914	
AI	0.709	0.591	0.838	0.960

Source : logiciel Smart PLS

Tableau 8 : Évaluation du modèle structurel

	Original sample (O)	Sample mean (M)	Standard deviation (STDEV)	T statistics ((O/STDEV))	P values
Automatisation des tâches -> Audit interne	0.228	0.227	0.065	3.543	0.000
Précision des analyses -> Audit interne	0.143	0.150	0.069	2.146	0.034
Réduction du temps -> Audit interne	0.596	0.591	0.058	10.757	0.000

Source : logiciel Smart PLS

5.2. Discussion des résultats

Les résultats présentés dans les tableaux 6 et 7 permettent d'évaluer la validité discriminante du modèle de mesure, c'est-à-dire la capacité des construits à être empiriquement distincts les uns des autres. D'une part, selon le critère **HTMT (Heterotrait-Monotrait Ratio)**, les valeurs observées entre les construits (AT, p, RT et AI) sont globalement inférieures au seuil critique de 0,90. Cela indique une bonne validité discriminante. Toutefois, la valeur entre **Réduction du temps (RT)** et **Audit interne (AI)** (0,878) est relativement élevée, suggérant une forte proximité conceptuelle entre ces deux variables, sans toutefois compromettre leur distinction.

D'autre part, le critère de **Fornell-Larcker** (Tableau 7) confirme cette validité discriminante. Les racines carrées des AVE (valeurs diagonales : AT = 0,872 ; P = 0,906 ; RT = 0,914 ; AI = 0,960) sont supérieures aux corrélations inter-construits correspondantes. Cela signifie que chaque construit partage plus de variance avec ses propres indicateurs qu'avec les autres construits. Ainsi, les deux méthodes convergent vers une validation satisfaisante de la validité discriminante du modèle.

- Évaluation du modèle structurel

Les résultats du tableau 8 permettent d'analyser les relations entre les variables explicatives et l'audit interne.

Premièrement, l'automatisation des tâches (**AT**) exerce un effet positif et significatif sur l'audit interne ($\beta = 0,228$; $t = 3,543$; $p < 0,001$). Cela indique que l'accès aux ressources (technologiques, humaines, financières) favorise l'intégration et l'efficacité de l'IA dans l'audit interne.

Deuxièmement, la **précision des analyses (PA)** a également un effet positif et significatif ($\beta = 0,143$; $t = 2,146$; $p = 0,034$), bien que son influence soit plus faible. Cela suggère que la simplicité d'utilisation des outils d'IA contribue à leur adoption par les auditeurs, mais reste un facteur secondaire.

Enfin, la réduction du temps (**RT**) apparaît comme le déterminant le plus influent ($\beta = 0,596$; $t = 10,757$; $p < 0,001$). Ce résultat montre que la perception des bénéfices de l'IA (gain de performance, précision, rapidité) est le principal moteur de son adoption dans l'audit interne.

Conclusion

Cette recherche avait pour objectif d'analyser l'impact de l'intelligence artificielle (IA) sur l'audit interne, en mettant l'accent sur les déterminants de son adoption et leur influence sur la performance et la transparence organisationnelle. En s'inscrivant dans une approche quantitative, l'étude a permis d'apporter une validation empirique des relations entre l'automatisation des tâches, la précision des analyses, la réduction du temps et l'audit interne. Les résultats obtenus confirment, dans un premier temps, la robustesse du modèle de mesure, notamment à travers la validation de la validité discriminante selon les critères de Fornell-Larcker et du ratio HTMT. Ces résultats attestent de la pertinence des construits mobilisés et de leur capacité à mesurer de manière distincte les dimensions étudiées.

Dans un second temps, l'évaluation du modèle structurel met en évidence que l'ensemble des hypothèses formulées sont statistiquement significatives. Plus précisément, la réduction du temps apparaît comme le déterminant le plus influent de l'adoption de l'IA dans l'audit interne, soulignant que les bénéfices attendus en termes de performance, de précision et de détection des risques constituent le principal levier d'intégration des technologies intelligentes. Par ailleurs, l'automatisation des tâches joue un rôle significatif, indiquant que l'accès aux infrastructures et aux compétences est essentiel pour une mise en œuvre efficace de l'IA. Enfin, la précision des analyses, bien que significative, exerce un effet plus modéré, ce qui suggère que les utilisateurs sont davantage motivés par la valeur ajoutée des outils que par leur simplicité d'utilisation. Ces résultats mettent en évidence que l'intégration de l'intelligence artificielle dans l'audit interne contribue à renforcer l'efficacité des processus, à améliorer la qualité des analyses et à promouvoir une plus grande transparence organisationnelle. Toutefois, cette transformation nécessite des investissements en ressources, en formation et en adaptation culturelle.

En conclusion, cette étude offre des implications managériales importantes, en invitant les organisations à privilégier une approche stratégique axée sur la création de valeur, afin de tirer pleinement parti des opportunités offertes par l'intelligence artificielle dans une perspective de gouvernance renforcée et durable.

BIBLIOGRAPHIE

- Agrawal, A., Gans, J., & Goldfarb, A. (2019). *Prediction Machines: The Simple Economics of Artificial Intelligence*. Harvard Business Review Press.
- Al-Htaybat, K., & von Alberti-Alhtaybat, L. (2024). Artificial intelligence and the future of auditing: A systematic review and research agenda. *Accounting, Auditing & Accountability Journal*, 37(4), 1025-1052.
- Barney, J. B. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99–120.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *The Business of Artificial Intelligence*. Harvard Business Review.
- Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission (2013). *Internal Control – Integrated Framework*.
- Davenport, T. H., & Mittal, N. (2025). *All-in on AI: How smart companies win with artificial intelligence in control functions*. Harvard Business Review Press.
- Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*.
- Deloitte (2021). *AI and internal audit: Transforming the function*.
- Freeman, R. E. (1984). *Strategic Management: A Stakeholder Approach*. Pitman.
- Institute of Internal Auditors (2017). *International Professional Practices Framework (IPPF)*.
- ISACA (2019). *COBIT 2019 Framework: Governance and Management Objectives*.
- Issa, H., & Sun, T. (2024). Digital transformation of internal audit: From descriptive to predictive analytics. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 21(1), 15-38.
- Jensen, M. C., & Meckling, W. H. (1976). Theory of the firm: Managerial behavior, agency costs and ownership structure. *Journal of Financial Economics*, 3(4), 305–360.
- Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. *Econometrica*.

-
- Lakhina, A., & Tazi, S. (2024). L'intelligence artificielle au service de la transparence financière : Enjeux et perspectives pour l'audit interne. *Journal de Gestion et d'Économie Appliquée*, 12(3), 112-130.
 - LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444.
 - Mayer-Schönberger, V., & Cukier, K. (2013). *Big Data: A Revolution That Will Transform How We Live, Work, and Think*. Houghton Mifflin Harcourt.
 - Miller, G. A. (1956). The magical number seven, plus or minus two. *Psychological Review*.
 - Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. McGraw-Hill.
 - Moore, G. E. (1965). Cramming more components onto integrated circuits. *Electronics Magazine*.
 - Neyman, J., & Pearson, E. (1933). On the problem of the most efficient tests of statistical hypotheses. *Philosophical Transactions*.
 - Power, M. (1997). *The Audit Society: Rituals of Verification*. Oxford University Press.
 - PwC (2020). *Internal audit in the digital age*.
 - Rumelhart, D. E., Hinton, G., & Williams, R. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*.
 - Russell, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th ed.). Pearson.
 - Simons, R. (1995). *Levers of Control: How Managers Use Innovative Control Systems to Drive Strategic Renewal*. Harvard Business School Press.
 - Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement Learning: An Introduction*. MIT Press.
 - Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59(236), 433–460.
 - Vaswani, A., et al. (2017). Attention is all you need. *Advances in Neural Information Processing Systems*.

- Williamson, O. E. (1985). *The Economic Institutions of Capitalism*. Free Press.
- Zhang, Y., & Khalil, M. A. (2025). The role of AI in enhancing audit transparency and mitigating information asymmetry: A quantitative approach. *International Journal of Accounting Information Systems*, 56, 100-124.