INTERNATIONAL JOURNAL OF RESEARCH IN ECONOMICS AND FINANCE, 2026, Vol. 3, No. 10-2, 20-36, http://doi.org/10.71420/ijref.v3i10-2.433

Adoption de l'intelligence artificielle et performance perçue des missions d'audit : une étude empirique auprès des auditeurs marocains

Artificial Intelligence Adoption and Perceived Audit Engagement Performance: An Empirical Study of Moroccan Auditors

Faissal EDDAOUDI
Laboratoire de Recherche en Commerce et Gestion; École Nationale de Commerce et de Gestion, Université Ibn Tofail, Kénitra, Maroc

Hafsa TESSOUDALI
Laboratoire de Recherche en Commerce et Gestion ; École Nationale de Commerce et de Gestion, Université Ibn Tofail, Kénitra, Maroc

Résumé. L'intelligence artificielle (IA) transforme progressivement les pratiques d'audit, mais ses effets restent surtout documentés dans les économies avancées. Au Maroc, marché caractérisé par une maturité numérique intermédiaire et une forte fragmentation des cabinets, les travaux empiriques portent principalement sur l'intention ou la préparation à l'adoption de l'IA, et non sur son usage effectif dans les missions. Cette recherche examine la relation entre l'usage effectif des outils d'IA, les bénéfices perçus et le changement des pratiques, d'une part, et la performance perçue des missions d'audit, d'autre part. S'appuyant sur le Technology Acceptance Model, l'étude repose sur une enquête par questionnaire menée auprès d'un échantillon non probabiliste de 40 auditeurs exerçant au Maroc ; les données ont été analysées par régression linéaire multiple. Le modèle présente un pouvoir explicatif élevé ($R^2 = 0,888$; $p < 0,001$) et seul l'usage effectif des outils d'IA est significativement associé à la performance perçue ($\beta = 0,937$; $p < 0,001$). L'étude déplace l'analyse de l'intention d'adoption vers l'usage effectif et suggère que, dans un contexte émergent, la mise en œuvre concrète des outils compte davantage que les perceptions de leurs bénéfices. Le caractère non probabiliste et la taille réduite de l'échantillon limitent la généralisation des résultats ; la mesure perceptuelle de la performance, recueillie auprès des mêmes répondants, expose à un biais de méthode commune, et les associations observées ne permettent pas de conclure à une relation causale.
Mots-clés : *Intelligence artificielle, audit financier, performance perçue d'audit, Technology Acceptance Model, cabinets d'audit marocains.*

Abstract. Artificial intelligence (AI) is progressively transforming audit practices, yet its effects are mainly documented in advanced economies. In Morocco, a market characterized by intermediate digital maturity and a fragmented audit landscape, empirical studies mostly address the intention or readiness to adopt AI rather than its effective use in audit engagements. This study examines the relationship between the effective use of AI tools, perceived benefits and change in practices, on the one hand, and perceived audit engagement performance, on the other. Drawing on the Technology Acceptance Model, the study relies on a questionnaire survey of a non-probability sample of 40 auditors working in Morocco; data were analyzed using multiple linear regression. The model shows high explanatory power ($R^2 = 0.888$; $p < 0.001$), and only the effective use of AI tools is significantly associated with perceived performance ($\beta = 0.937$; $p < 0.001$). The study shifts the focus from adoption intention to effective use and suggests that, in an emerging context, the concrete implementation of AI tools matters more than perceptions of their benefits. The non-probability nature and small size of the sample limit the generalizability of the findings; the perceptual measure of performance, collected from the same respondents, raises common method bias concerns, and the observed associations do not allow causal conclusions.
Keywords : *Artificial intelligence, financial audit, perceived audit performance, Technology Acceptance Model, Moroccan audit firms.*

1. Introduction

À chaque époque, le progrès technologique aspire à répondre à une question centrale : produire mieux, plus vite, et avec moins d'effort. La première révolution industrielle a ainsi automatisé la force physique, à travers les machines à vapeur, les chaînes de production et l'automatisation du travail manuel. Aujourd'hui, avec la quatrième révolution industrielle, c'est désormais l'effort cognitif que l'intelligence artificielle cherche à imiter à savoir l'analyse, le raisonnement humain, la prise de décision et l'apprentissage continu (Russell & Norvig, 2021).

La nécessité de s'adapter avec les nouvelles technologies et d'y en tirer des bénéfices se traduit par une accélération sans précédent des investissements par les géants de l'audit (Big Four): selon l'enquête KPMG Global AI Pulse publiée en mars 2026, les dirigeants d'entreprises à l'échelle mondiale prévoient d'investir en moyenne 186 millions de dollars dans l'IA au cours des douze prochains mois, et 74 % d'entre eux affirment que l'IA restera une priorité d'investissement majeure même en cas de récession économique (KPMG, 2026). Ces montants ne garantissent toutefois pas des gains de performance immédiats : au niveau macroéconomique, les bénéfices attendus de l'IA tardent à apparaître dans les statistiques de productivité, un décalage largement attribuable aux délais de mise en œuvre et aux investissements organisationnels complémentaires qu'exige la technologie (Eddaoudi & Tessoudali, 2026).

Ces investissements témoignent à la fois du besoin de ces structures de ces technologies et de la rentabilité envisagée résultante de ces premiers. L'audit financier figure parmi les métiers les plus exigeants en termes de traitement de données. Les missions d'audit mobilisent des volumes considérables de taches chronophages dont une part substantielle requiert un traitement répétitif à faible valeur ajoutée : les rapprochements de transactions, extraction d'informations contractuelles, vérifications documentaires (Tiron-Tudor et al., 2024 ; Tietz et al., 2020). Or, ces tâches sont assurées par des auditeurs hautement qualifiés, titulaires au minimum d'un *bac+5*, dont les compétences analytiques se trouvent sous-mobilisées dans l'exécution de procédures standardisées. Ce désalignement entre la nature des tâches et la qualification des professionnels qui les réalisent constitue précisément l'un des principaux espaces où l'intelligence artificielle est susceptible d'apporter une valeur ajoutée significative, en libérant les auditeurs des tâches mécaniques au profit des tâches créatrices de valeur. (Fedyk et al., 2022 ; Kokina et al., 2025).

Ces travaux suggèrent que l'IA peut jouer un rôle important dans le processus de création de valeur et contribuer à la performance du métier de l'audit. Cependant, dans le contexte marocain, l'intégration concrète de l'IA dans les pratiques quotidiennes des auditeurs reste embryonnaire et inégalement répartie selon la taille et la maturité numérique des cabinets. Ce décalage entre le potentiel technologique de l'intelligence artificielle et son appropriation effective par les professionnels appelle un examen plus précis de la littérature existante.

Or, les travaux empiriques disponibles laissent plusieurs zones d'ombre. Dans les économies avancées, Fedyk et al. (2022) établissent, à partir de plus de 310 000 CV issus des grands cabinets américains, un lien entre les investissements en IA et la qualité de l'audit ; leur approche archivistique, menée au niveau des cabinets, ne renseigne cependant pas sur l'usage quotidien des outils par les auditeurs. Rahman et al. (2024) montrent, sur des données chinoises et par appariement sur score de propension, que les gains d'efficience dépendent d'une adoption conjointe par le cabinet et son client, dans un marché aux caractéristiques très différentes du marché marocain. Dans les contextes émergents, Albawwat et Frijat (2021) analysent les perceptions de 124 auditeurs jordaniens à l'égard de différents degrés d'automatisation, plutôt que l'usage effectif des outils. Au Maroc enfin, Benhayoun et al. (2025) étudient, auprès de 116 auditeurs et par une modélisation PLS-SEM, la préparation à l'adoption de l'IA, c'est-à-dire une disposition antérieure à l'usage. À notre connaissance, aucune étude n'a encore examiné, dans le contexte marocain, la relation entre l'usage effectif des

outils d'IA et la performance perçue des missions d'audit, ni comparé le poids de cet usage à celui des perceptions des auditeurs. C'est cette lacune que la présente recherche entend combler, en répondant à la question suivante : L'usage effectif de l'intelligence artificielle dans les cabinets d'audit marocains est-il significativement associé à la performance perçue des missions d'audit ?

Pour répondre à cette problématique, la présente recherche s'articule autour de quatre axes. La première partie est consacrée à la revue de littérature, qui circonscrit les contours conceptuels de l'intelligence artificielle, présente le cadre théorique mobilisé et formule les hypothèses de recherche. La deuxième partie expose la méthodologie retenue, fondée sur une enquête par questionnaire auprès des auditeurs marocains et une analyse par régression linéaire multiple. La troisième partie présente les résultats empiriques issus de l'analyse quantitative. Enfin, la quatrième partie propose une discussion de ces résultats, en les confrontant à la littérature internationale et en dégageant les contributions théoriques ainsi que les implications managériales pour les cabinets d'audit marocains.

2. Revue de littérature

a. Définitions de l'intelligence artificielle et terminologie associée

L'IA constitue aujourd'hui un champ d'étude aux frontières multiples, mobilisant à la fois l'informatique, les mathématiques, les sciences cognitives et la philosophie. La pluralité des définitions reflète non seulement la diversité des disciplines qui s'y intéressent, mais aussi l'évolution constante des technologies qu'elle englobe. Cette section s'attache à présenter les principales définitions de l'IA issues de la littérature, afin d'en dégager les fondements communs.

Le début de l'IA pourrait être situé dans les années 1950 avec les travaux d'Alan Turing (1950). Ce dernier, en demandant si la machine a la faculté de penser, il a réalisé le Test de Turing qui consiste à placer un humain et une machine dans une conversation écrite avec un interrogateur. Si l'interrogateur ne peut pas distinguer la machine de l'humain, alors la machine peut être considérée comme "intelligente". Selon ce critère, une machine peut être qualifiée d'intelligente lorsque son comportement conversationnel ne peut être distingué de celui d'un humain (Turing, 1950).

Quelques années plus tard, McCarthy et al. (1955/2006), à l'origine de l'expression « intelligence artificielle » dans le cadre du projet de recherche de Dartmouth, proposent de considérer comme relevant de l'IA tout comportement d'une machine qui serait qualifié d'intelligent s'il était le fait d'un être humain. Dans le même esprit, Minsky (1968) la définit comme la science qui consiste à faire accomplir par des machines des tâches qui exigeraient de l'intelligence si elles étaient réalisées par des humains.

Selon Haenlein et Kaplan (2019), l'IA est définie comme « la capacité d'un système à interpréter correctement des données externes, à apprendre de ces données et à utiliser ces apprentissages pour atteindre des objectifs spécifiques à travers une adaptation flexible » (Haenlein & Kaplan, 2019).

Russell et Norvig (2021) proposent, pour leur part, de classer les définitions de l'IA selon deux axes : selon qu'elles portent sur la pensée ou sur le comportement, et selon qu'elles prennent pour référence la performance humaine ou un idéal de rationalité. Les auteurs retiennent l'approche de l'agent rationnel, qui conçoit l'IA comme l'étude d'agents capables de percevoir leur environnement et d'agir de manière à obtenir le meilleur résultat attendu.

D'après l'analyse de toutes les définitions existantes de l'intelligence artificielle, Lee et Tajudeen (2020) ont déclaré que l'IA permet aux machines d'apprendre de leurs erreurs, de s'adapter à de nouvelles entrées et d'exécuter des tâches de type humain (Lee & Tajudeen, 2020).

Sur le plan institutionnel, l'OCDE définit un système d'IA comme un système automatisé qui, pour des objectifs explicites ou implicites, déduit des données qu'il reçoit la manière de générer des résultats tels que des prédictions, des contenus, des recommandations ou des décisions susceptibles

d'influencer des environnements physiques ou virtuels, ces systèmes se distinguant par leur degré d'autonomie et d'adaptabilité après leur déploiement (OCDE, 2024). Cette définition a été reprise pour l'essentiel par le règlement européen sur l'intelligence artificielle (Union européenne, 2024). Centrée sur la production de prédictions et de recommandations, elle correspond directement aux usages de l'IA en audit, tels que l'analyse prédictive des risques ou la détection d'anomalies.

Au-delà de la pluralité des définitions, ces travaux convergent sur un point essentiel : l'IA ne constitue plus un simple concept théorique, mais une réalité opérationnelle qui transforme progressivement les pratiques professionnelles dans de nombreux domaines, y compris ceux traditionnellement fondés sur le jugement expert, comme l'audit financier (Kokina et al., 2025).

b. La performance d'audit financier : définitions et dimensions

Avant d'examiner la relation entre l'IA et la performance d'audit, il est nécessaire de définir les deux concepts fondamentaux qui structurent la présente recherche : l'audit financier et la performance.

L'audit financier peut être défini comme un examen indépendant et critique des états financiers d'une entité, mené par un professionnel qualifié, en vue d'exprimer une opinion sur leur conformité aux référentiels comptables applicables et leur image fidèle de la situation financière de l'entité (IAASB, 2018). Cette mission repose traditionnellement sur des procédures de contrôle, des tests de cohérence et l'exercice du jugement professionnel de l'auditeur. Dans un contexte marqué par l'augmentation exponentielle des volumes de données et la complexification des transactions, la conduite efficace de cette mission devient un défi majeur, ce qui justifie l'intérêt croissant pour les outils d'IA susceptibles d'en améliorer la performance.

La performance, dans son acception managériale, est traditionnellement appréhendée à travers un triptyque conceptuel articulant trois dimensions complémentaires : l'efficacité, l'efficience et la qualité (Bouquin, 2004). L'efficacité correspond au degré d'atteinte des objectifs assignés à la mission ; dans le cadre de l'audit, elle se mesure notamment par la capacité à détecter les anomalies significatives, à identifier les risques et à formuler une opinion fondée. L'efficience désigne le rapport entre les ressources mobilisées et les résultats obtenus ; elle se traduit en audit par la maîtrise des délais et des coûts, et fait l'objet d'une mesure empirique fréquente à travers le délai du rapport d'audit (Rahman et al., 2024). La qualité, enfin, renvoie à la fiabilité des conclusions formulées et à la réduction des erreurs ; elle est généralement appréhendée par la probabilité de retraitement ultérieur des comptes audités (Fedyk et al., 2022) ou par la perception subjective des auditeurs eux-mêmes (Albawwat & Frijat, 2021).

Dans le cadre de la présente recherche, c'est cette dernière dimension, la performance perçue par les auditeurs, qui est mobilisée. Ce choix se justifie par deux considérations. D'une part, la performance perçue intègre simultanément les dimensions d'efficacité, d'efficience et de qualité telles qu'expérimentées par les professionnels eux-mêmes. D'autre part, dans un contexte émergent comme le Maroc, où les données archivistiques détaillées sur les missions d'audit demeurent peu accessibles, la mesure perceptuelle constitue l'approche méthodologique la plus pertinente, comme l'attestent les travaux récents d'Albawwat et Frijat (2021) en Jordanie et de Benhayoun et al. (2025) au Maroc.

c. Bases techniques de l'IA : Machine Learning, Deep Learning et NLP

Pour cerner la définition de l'IA, il faut s'arrêter sur les concepts techniques qui lui permettent de fonctionner correctement. Ces concepts structurent son développement et son application. L'apprentissage automatique (Machine Learning) est une branche de l'intelligence artificielle qui permet aux systèmes informatiques d'apprendre à partir de données, sans être explicitement programmés pour chaque tâche spécifique. Selon Mitchell (1997), le ML permet à l'IA de gagner en autonomie. En l'absence du ML, l'IA fonctionnerait uniquement sur la base de règles explicites et

codées manuellement par des programmeurs « IA basée sur des règles (rule-based systems) », qui était la forme dominante de l'IA jusqu'à la fin des années 1980.

L'apprentissage profond (Deep Learning) est un sous-domaine de l'apprentissage automatique qui repose sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels composés de plusieurs couches hiérarchiques. Goodfellow et al. (2016) décrivent le DL comme « un ensemble de méthodes qui permettent à un ordinateur d'apprendre des fonctions complexes à partir d'exemples, en structurant ces fonctions sous forme de réseaux de neurones à plusieurs couches, appelés deep neural networks » (Goodfellow et al., 2016).

Le traitement du langage naturel (NLP) est défini, selon Jurafsky et Martin (2021), comme « l'étude des interactions entre les ordinateurs et le langage humain, en particulier comment concevoir des systèmes informatiques capables de traiter des langues naturelles sous toutes leurs formes : écrites, orales ou numériques. » (Jurafsky & Martin, 2021). Le NLP permet l'analyse automatique de contrats, de courriels et de rapports, ce qui facilite la lecture critique des documents textuels et la réduction des erreurs humaines dans l'audit (Kokina et al., 2025).

d. L'intelligence artificielle au service de l'audit financier

L'intégration de l'IA dans l'audit financier représente une révolution majeure qui transforme les pratiques manuelles traditionnelles en introduisant des outils d'analyse et d'automatisation puissants.

Avec le volume intense de données qui s'accumule d'une année à une autre et le nombre croissant des transactions, les approches manuelles traditionnelles atteignent leurs limites en matière de temps de traitement et de fiabilité ; en parallèle, l'IA est devenue une solution incontournable. Des études montrent qu'avec l'utilisation de l'IA, le temps passé dans l'analyse et le rapprochement des transactions ainsi que dans le traitement des documents financiers a été réduit tout en ayant une meilleure précision (Tiron-Tudor et al., 2024). En effet, l'automatisation robotisée des processus (ARP) (*Robotic process automation* - RPA) permet de rapprocher des informations provenant de différentes sources : logiciel de comptabilité, les feuilles de calcul Excel et factures des clients et identifier les écarts d'une manière exhaustive (Tietz et al., 2020).

L'IA se distingue également par sa capacité à prédire les données et à identifier les anomalies. Selon l'étude d'Alotaibi (2023), l'analyse prédictive améliore l'évaluation des risques et les auditeurs peuvent identifier les zones à risque élevé. Le modèle a été testé sur une entreprise saoudienne cotée en bourse et il a prouvé son efficacité dans un contexte émergent comparable à celui du Maroc. Au-delà de l'analyse des risques, les outils d'IA surpassent les méthodes traditionnelles en détection de fraude, grâce à leur capacité à analyser des schémas non linéaires et à apprendre de manière autonome à partir de données historiques contenant des exemples de fraudes connues et à s'adapter automatiquement à de nouvelles formes de fraude, offrant aux auditeurs un niveau de couverture inaccessible aux approches purement manuelles (Fedyk et al., 2022).

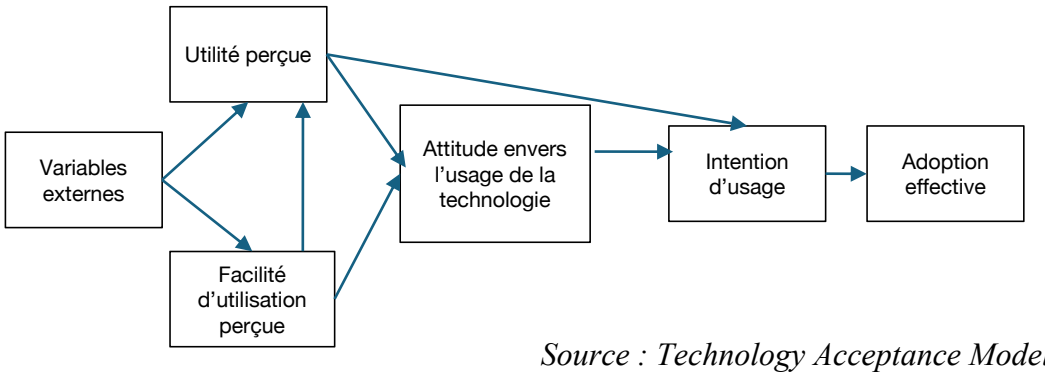
e. Le cadre théorique de la relation technologie-performance

L'étude de la relation entre l'usage des technologies et la performance au sein des organisations mobilise depuis plusieurs décennies un corpus théorique riche. Parmi les cadres les plus mobilisés dans la littérature en systèmes d'information et en management, trois modèles successifs structurent l'analyse : le *Technology Acceptance Model* (TAM), son extension TAM2 et l'*Unified Theory of Acceptance and Use of Technology* (UTAUT).

Le modèle TAM, proposé par Davis (1989), postule que l'adoption d'une technologie par un individu dépend principalement de deux perceptions subjectives : l'*utilité perçue*, définie comme la probabilité subjective que l'usage d'un système améliore la performance au travail, et la *facilité d'utilisation perçue*, définie comme le degré auquel l'utilisateur s'attend à ce que le système soit exempt d'effort. Ces deux perceptions influencent directement l'attitude envers la technologie,

l'intention d'usage, puis l'adoption effective. Le TAM s'enracine dans la théorie de l'action raisonnée (Fishbein & Ajzen, 1975) et suppose que les décisions technologiques sont fondamentalement rationnelles.

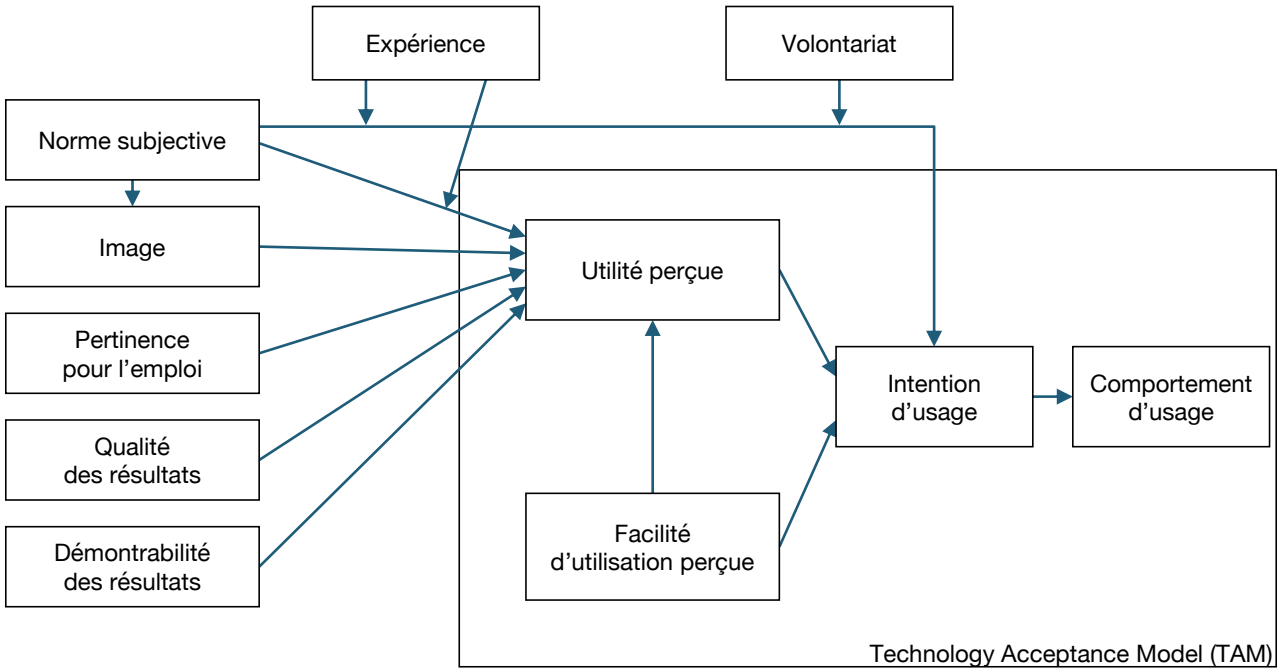
Figure 1 : Technology Acceptance Model 1986- Davis



Source : Technology Acceptance Model 1986- Davis

Le TAM2 (Venkatesh & Davis, 2000) a enrichi le modèle en intégrant des déterminants sociaux et cognitifs supplémentaires, tandis que le UTAUT (Venkatesh et al., 2003) a proposé une synthèse intégrative identifiant quatre déterminants principaux : la performance attendue, l'effort attendu, l'influence sociale et les conditions facilitatrices. Contrairement au TAM, le UTAUT positionne les conditions facilitatrices, infrastructure, formation, soutien organisationnel, comme un déterminant direct de l'usage effectif, distinction particulièrement pertinente dans les contextes où l'accès aux technologies demeure inégalement distribué.

Figure 2 : « A theoretical extension of the Technology Acceptance Model » (Venkatesh & Davis, 2000)



Source: TAM2 (Venkatesh & Davis, 2000)

Dans le cadre de la présente étude, centrée sur la relation entre l'usage effectif de l'IA et la performance perçue d'audit, le modèle TAM constitue le cadre principal de référence. Il postule que l'usage effectif d'une technologie, lorsqu'il est conditionné par une utilité perçue positive, produit une

amélioration de la performance au travail. La présente recherche mobilise cette articulation théorique pour formuler l'hypothèse testée et interpréter les résultats empiriques.

f. Les apports de l'IA à la performance d'audit : synthèse des travaux empiriques

Plusieurs travaux empiriques ont testé la relation entre l'usage de l'IA et la performance d'audit, mobilisant des méthodologies et des indicateurs variés.

Dans une perspective quantitative, Fedyk et al. (2022) ont exploité une base de plus de 310 000 CV individuels issus des 36 plus grands cabinets d'audit américains. Leurs résultats montrent qu'une variation d'un écart-type dans les investissements en IA est associée à une réduction de 5,0% de la probabilité de retraitement des comptes audités et à une baisse de 0,9% des honoraires d'audit. L'étude établit ainsi un lien empirique direct entre l'IA, la qualité et l'efficience des missions.

Manita et al. (2020), à travers une étude qualitative menée auprès des cinq plus grands cabinets français, identifient un mécanisme central : le passage de l'échantillonnage à l'analyse globale des données clients, transformation qui recentre le travail des auditeurs sur l'analyse plutôt que sur la collecte.

L'étude de Rahman et al. (2024), conduite sur des données chinoises (2011-2020) avec une méthode d'appariement par score de propension, apporte une nuance déterminante. En utilisant le délai du rapport d'audit comme proxy d'efficience et la probabilité de retraitement comme proxy de qualité, les auteurs démontrent que les bénéfices de l'IA ne se matérialisent que lorsque cabinet et client adoptent conjointement la technologie ; une adoption asymétrique produit l'effet inverse.

Dans les contextes émergents, Albawwat et Frijat (2021), à partir d'une enquête auprès de 124 auditeurs jordaniens, montrent que la contribution perçue de l'IA à la qualité d'audit varie selon le degré d'automatisation : les systèmes assistés et augmentés sont perçus positivement (moyennes de 3,73 à 3,84 sur 5), tandis que les systèmes autonomes le sont négativement (moyenne de 2,69).

Le précédent le plus directement comparable à la présente recherche est l'étude de Benhayoun et al. (2025), conduite auprès de 116 auditeurs marocains. Mobilisant le TAM et une modélisation PLS-SEM, les auteurs constatent que la facilité d'utilisation perçue exerce une influence positive et significative sur la préparation à l'adoption de l'IA, alors que l'utilité perçue et l'engagement de la direction n'apparaissent pas significatifs. Ce résultat contraste avec ceux observés dans les économies développées et confirme la pertinence d'une analyse spécifiquement contextualisée du marché marocain. La présente recherche s'en distingue et la complète sur deux points : elle porte non sur la préparation à l'adoption, mais sur l'usage effectif d'outils déjà déployés, et elle en examine l'association avec la performance perçue des missions plutôt qu'avec l'intention d'adopter.

L'ensemble de ces travaux établit une relation positive entre l'usage de l'IA et la performance d'audit, tout en soulignant son caractère conditionnel : les gains dépendent du degré d'automatisation des outils, de la coordination entre cabinet et client, et des spécificités contextuelles du marché concerné. La présente recherche prolonge ces travaux en testant cette relation dans le contexte marocain à partir de la perception des auditeurs eux-mêmes.

g. L'adoption de l'IA en audit dans les contextes émergents : le cas du Maroc

Si la littérature internationale sur l'adoption de l'IA en audit s'est considérablement enrichie au cours des dernières années, elle demeure très largement dominée par des études conduites dans les économies avancées - principalement l'Amérique du Nord, l'Europe de l'Ouest, et certains pays asiatiques à forte maturité numérique. Les études empiriques portant spécifiquement sur les contextes émergents, notamment africains et de la région MENA, restent rares et fragmentées. La revue systématique de Kassar et Jizi (2026), limitée aux revues anglophones les mieux classées, reconnaît

d'ailleurs ne pas avoir examiné la représentation régionale de cette littérature et appelle à la documenter.

Le Maroc accuse un retard notable dans sa préparation à l'intelligence artificielle. D'après le Fonds Monétaire Arabe (FMA, 2024), le pays se positionne à la 88ème place mondiale et à la 11ème place au niveau arabe, avec un score de 43,34 points. Ces performances positionnent le Royaume sous la moyenne de l'indice mondial du numérique, un paramètre essentiel pour évaluer l'assimilation et l'intégration des technologies digitales. Selon le rapport, le Maroc est classé dans le « second groupe » de pays arabes. Ces nations ont progressé dans le développement de leurs infrastructures numériques, cependant à une cadence moins soutenue, en raison de contraintes budgétaires et d'une utilisation disparité des technologies au sein de leur population. Au Maroc, le taux d'accès à Internet varie de 60 % à 90 %. Bien que ce soit un avancement significatif, cela est toujours très loin des performances des pays du Conseil de Coopération du Golfe (CCG), où l'accès à Internet atteint près de 100 %. Ces écarts infrastructurels conditionnent directement la capacité des organisations marocaines à déployer des technologies exigeantes en connectivité.

Cette maturité nationale intermédiaire se reflète dans la structure de la profession d'audit. Le paysage comptable marocain est marqué par une fragmentation importante, avec une coexistence entre les grands cabinets internationaux affiliés à des réseaux internationaux, dont les Big Four, et un tissu dense de cabinets locaux de taille plus modeste (Belhaj & Al Meriouh, 2024). Cette hétérogénéité se traduit par des niveaux d'adoption technologique fortement différenciés : là où les cabinets internationaux bénéficient de l'accès à des plateformes d'IA développées au niveau global par leurs réseaux, les cabinets locaux font face à des contraintes de ressources, de compétences spécialisées et de soutien organisationnel qui limitent leur capacité d'investissement dans ces technologies.

Ces spécificités contextuelles justifient la pertinence d'une étude empirique ciblée sur le Maroc. La littérature existante n'offre que peu d'éclairages sur la manière dont les dynamiques d'adoption de l'IA opèrent dans un environnement caractérisé par une maturité numérique intermédiaire, une fragmentation sectorielle marquée et l'absence d'un cadre institutionnel structurant. La présente recherche entend contribuer à combler cette lacune en apportant une évaluation empirique quantitative de la relation entre l'usage de l'IA et la performance perçue des missions d'audit dans un contexte encore peu investigué par la littérature internationale.

1.8. Formulation des hypothèses

À la lumière du cadre théorique mobilisé et de la littérature empirique existante, la présente étude formule les hypothèses de recherche suivantes :

> **H1 :** *L'usage effectif des outils d'intelligence artificielle* est positivement et significativement associé à *la performance perçue des missions d'audit dans les cabinets d'audit marocains.*
>
> **H2 :** *Les bénéfices perçus de l'IA* sont positivement et significativement associés à *la performance perçue des missions d'audit dans les cabinets d'audit marocains.*
>
> **H3 :** *Le changement des pratiques d'audit induit par l'IA* est positivement et significativement associé à *la performance perçue des missions d'audit dans les cabinets d'audit marocains.*

L'hypothèse H1 s'appuie sur trois fondements. Premièrement, le cadre théorique du TAM (Davis, 1989) et ses extensions (Venkatesh & Davis, 2000 ; Venkatesh et al., 2003) postulent que l'adoption effective d'une technologie améliore la performance au travail, à travers l'utilité perçue et l'usage effectif. Deuxièmement, la littérature empirique internationale a démontré de manière convergente que l'IA améliore la qualité, la fiabilité et l'efficacité des missions d'audit dans les contextes où elle est effectivement déployée (Alotaibi, 2023 ; Fedyk et al., 2022 ; Rahman et al., 2024 ; Kokina et al., 2025). Troisièmement, l'absence d'études quantitatives dans le contexte marocain justifie de tester

cette relation pour évaluer si les dynamiques observées à l'international se vérifient dans un environnement caractérisé par une maturité numérique intermédiaire et une forte hétérogénéité sectorielle.

Les hypothèses H2 et H3 prolongent ce raisonnement. H2 découle directement de la notion d'utilité perçue, au cœur du TAM : si les auditeurs anticipent des bénéfices de l'IA, cette perception devrait se traduire par une meilleure performance perçue (Davis, 1989). H3 s'appuie sur les travaux montrant que l'IA transforme les procédures d'audit, notamment par le passage de l'échantillonnage à l'analyse exhaustive des données, ce qui recentre les auditeurs sur des tâches à plus forte valeur ajoutée (Manita et al., 2020 ; Kokina et al., 2025).

3. Méthodologie de recherche

a. Design de recherche et positionnement épistémologique

L'objectif de notre étude est de examiner la relation entre l'usage effectif de l'IA et la performance perçue des missions d'audit dans les cabinets marocains. Pour ce faire, nous avons mené une étude quantitative en diffusant un questionnaire. Le choix de la méthode quantitative s'est imposé naturellement vu que nous visons à produire des résultats quantifiables et à tester statistiquement des relations formulées à partir de la littérature. Cette étude s'inscrit dans un paradigme de recherche positiviste, fondé sur une approche hypothético-déductive. Concrètement, les hypothèses issues de la revue de littérature sont confrontées aux données au moyen de tests statistiques.

b. Collecte des données et échantillon

En utilisant Google Forms, nous avons créé un questionnaire pour construire une base de données facilement analysable sur SPSS. Ce dernier est constitué de 9 sections, chacune permet de regrouper les questions qui permet l'analyse d'une variable ou deux variables de celles recueillies de la revue de littérature et des bonnes pratiques à l'international. La diffusion du formulaire a permis de collecter un échantillon de 40 réponses auprès des auditeurs des cabinets d'audit marocains. Le partage du formulaire était à travers des courriers électroniques ainsi que via WhatsApp. La durée de collecte s'est étalée sur un mois. L'échantillonnage est non probabiliste, de convenance, complété par un effet boule de neige, les répondants ayant pu relayer le questionnaire à leurs collègues. Seuls les auditeurs exerçant au sein d'un cabinet d'audit au Maroc ont été retenus. Ce mode de diffusion, notamment via WhatsApp, ne garantit pas la représentativité de l'échantillon et expose à un biais d'auto-sélection, les auditeurs les plus familiers de l'IA étant potentiellement plus enclins à répondre. Ces limites sont prises en compte dans l'interprétation des résultats.

S'agissant de la taille de l'échantillon, le modèle comporte trois variables explicatives, soit un ratio d'environ 13 observations par prédicteur. Ce ratio dépasse le minimum de 5 pour 1, mais reste en deçà des 15 à 20 observations par variable recommandées par Hair et al. (2019). Une analyse de puissance a priori ($\alpha = 0,05$; puissance = 0,80 ; trois prédicteurs) indique qu'un échantillon de 40 répondants ne permet de détecter de manière fiable que des effets de grande taille ($f^2 \geq 0,30$) ; la détection d'un effet moyen ($f^2 = 0,15$) aurait nécessité environ 77 répondants.

c. Processus de codification et opérationnalisation des variables

L'analyse de données a été réalisée afin de pouvoir valider ou infirmer les hypothèses de recherche en transformant les données en état brut en informations exploitables. Et pour garantir que toutes les variables ont subi une codification cohérente et adaptée à l'étude, chaque donnée a été code manuellement.

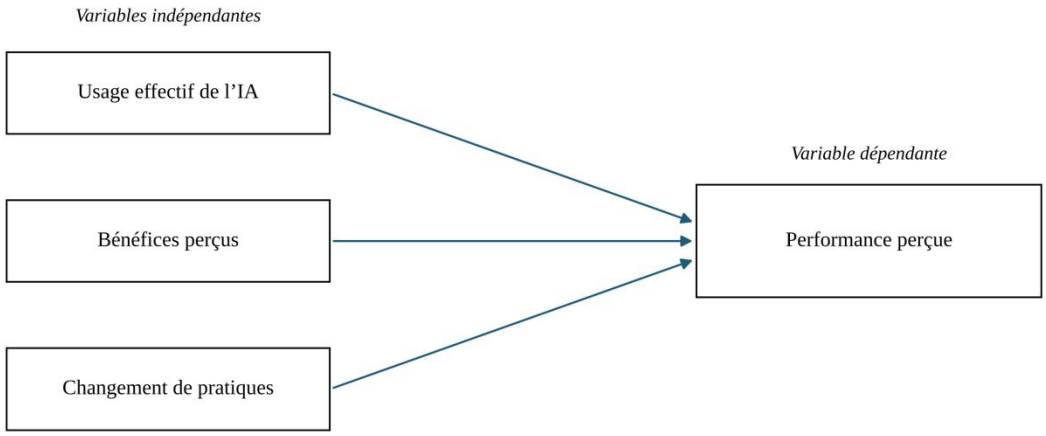
Le codage s'est passé de la manière suivante ; chaque question est associée à une variable, c'est le nom de la variable sur SPSS, par la suite, nous essayons d'identifier la nature de la question. Une question dichotomique (Oui/Non) est codée 1 pour « Oui » et 0 pour « Non », Questions à Échelles

de Likert à 5 points : les réponses allaient de 1 « Très faible » à 5 « Très élevée » ou questions à choix multiples : chaque modalité a été associée à une valeur numérique. On détermine pour chaque variable s'elle est Echelle, Nominale ou Ordinale. Nous créons ainsi des variables qualitatives ou quantitatives à partir d'autres variables selon le besoin de l'étude.

d. Méthode statistique utilisée

Pour tester les hypothèses H1 à H3, nous avons défini les variables à partir du cadre théorique. La variable dépendante est la performance perçue des missions d'audit, mesurée par un score sur une échelle de Likert à 5 points et traitée comme une variable quantitative continue. Ce score correspond à la moyenne des évaluations, par les répondants, de l'impact de l'IA sur cinq dimensions qui recouvrent l'efficacité, l'efficience et la qualité des missions (section 1.2). Il se distingue des bénéfices perçus, mesurés par une question à choix multiples recensant les améliorations effectivement observées, sans gradation. Les variables indépendantes sont l'usage effectif des outils d'IA, les bénéfices perçus et le changement de pratiques. Le schéma ci-dessous (Figure 3) illustre les relations présumées entre les variables.

Figure 3 : Modèle empirique de la relation entre l'usage de l'IA et la performance perçue des missions d'audit



Source : Élaboré par nos soins

Au regard de la nature des variables étudiées, le choix de la méthode de la régression linéaire multiple s'est avérée la plus pertinente vu qu'elle sert à analyser la relation entre une variable dépendante quantitative et plusieurs variables indépendantes et que chaque variable indépendante est évaluée par la procédure de régression de façon à maximiser la prédiction de la variable expliquée, ce qui permet de satisfaire l'objectif fixé qui est celui de mesurer la relation entre l'usage de l'IA et la performance perçue des missions d'audit. Le test de ces hypothèses permet de répondre à la problématique de recherche.

- La qualité du modèle a été évaluée à l'aide des critères de décision suivants :
- Le coefficient de corrélation multiple (R) pour apprécier la force globale de la relation linéaire ;
- Le coefficient de détermination (R^2) pour mesurer la proportion de variance de la variable dépendante expliquée par le modèle ;
- Le test de significativité globale via une analyse de variance (ANOVA) unidirectionnelle (statistique F et *p-value* associée, seuil : $p < 0,05$) ;
- La significativité individuelle des prédicteurs à travers les coefficients non standardisés (B) et standardisés (β) ainsi que leurs statistiques t associées ;
- Les diagnostics de multicolinéarité à travers les valeurs de Tolérance (> 0,30) et le Facteur d'Inflation de la Variance (VIF < 3,0), selon les seuils recommandés par Hair et al. (2019).

Tableau 1 : Opérationnalisation des variables

Variable	Items (énoncés du questionnaire)	Échelle / codage	Source d'adaptation
Usage effectif de l'IA (VI)	« Votre cabinet utilise-t-il des outils intégrant de l'IA ? »	Ordinale à 3 modalités : 0 = Non ; 1 = En phase de test ; 2 = Oui	Davis (1989) ; Venkatesh et al. (2003)
Bénéfices perçus (VI)	« Quels bénéfices avez-vous observés dans l'utilisation de ces outils ? » Choix multiples : gain de temps ; meilleure qualité des analyses ; réduction des erreurs humaines ; meilleure satisfaction client ; aucune amélioration notable	Nombre de bénéfices cités (0 à 4), traité comme variable quantitative	Davis (1989) ; Albawwat & Frijat (2021)
Changement de pratiques (VI)	« L'utilisation de l'IA a-t-elle modifié votre manière de réaliser les missions d'audit ? »	Ordinale à 3 modalités : 0 = Non ; 1 = Oui, légèrement ; 2 = Oui, significativement	Manita et al. (2020) ; Kokina et al. (2025)
Performance perçue des missions d'audit (VD)	« Sur une échelle de 1 à 5, évaluez l'impact de l'IA sur chacun des éléments suivants » : (1) productivité ; (2) fiabilité des résultats ; (3) qualité des recommandations ; (4) temps de réalisation des missions ; (5) capacité à détecter les anomalies	Likert 1-5 (5 items) ; score moyen traité comme variable continue	Albawwat & Frijat (2021)

Source : Élaboré par nos soins

4. Résultats

a. Qualité globale du modèle de régression

Les résultats du modèle de régression linéaire multiple sont présentés dans le Tableau 2. Le coefficient de corrélation multiple (R = 0,942) indique une relation positive forte entre l'ensemble des variables indépendantes et la variable dépendante. Le coefficient de détermination (R^2 = 0,888) révèle que 88,8 % de la variance de la performance perçue d'audit est expliquée par les trois variables indépendantes incluses dans le modèle. Le R^2 ajusté (0,878) confirme la stabilité de ce pouvoir explicatif après correction du nombre de prédicteurs. L'erreur standard de l'estimation (0,173) demeure faible, témoignant de la précision des prédictions du modèle. Ce résultat traduit une capacité explicative élevée du modèle, ne laissant que 11,2 % de la variance attribuée à d'autres éléments non considérés dans cette étude.

Tableau 2 : Résultats de la régression linéaire multiple – statistiques globales du modèle

Récapitulatif des modèles

Modèle	R	R-deux	R-deux ajusté	Erreur standard de l'estimation	Modifier les statistiques				
					Variation de R-deux	Variation de F	ddl1	ddl2	Sig. Variation de F
1	,942[a]	,888	,878	,173	,888	94,791	3	36	<,001

a. Prédicteurs : (Constante), Changement de pratiques, Usage d'outils d'IA, Benefices percus

Source : Résultat de l'analyse SPSS

b. Significativité globale du modèle

L'analyse de variance (ANOVA) présentée dans le Tableau 3 atteste de la significativité globale du modèle. La statistique de Fisher (F = 94,791) est largement supérieure au seuil critique, avec une *p-value* inférieure à 0,001. Ce résultat confirme que les variables indépendantes retenues contribuent de manière statistiquement significative à l'explication de la performance perçue d'audit. Le niveau élevé de F suggère que la probabilité que cette relation résulte du hasard est extrêmement faible, ce qui renforce la robustesse du modèle global.

Tableau 3 : Résultats de l'analyse de la variance (ANOVA)

ANOVA[a]

Modèle		Somme des carrés	ddl	Carré moyen	F	Sig.
1	Régression	8,521	3	2,840	94,791	<,001[b]
	de Student	1,079	36	,030		
	Total	9,600	39			

a. Variable dépendante : Impact sur la performance

b. Prédicteurs : (Constante), Changement de pratiques, Usage d'outils d'IA, Benefices percus

Source : Résultats de l'analyse SPSS

c. Contribution individuelle des prédicteurs

Le Tableau 4 présente les coefficients de régression et les tests de significativité individuelle des variables indépendantes. Les résultats révèlent que seul l'*usage effectif des outils d'IA* est significativement associé à la performance perçue (B = 0,492 ; β = 0,937 ; t = 16,577 ; p < 0,001). Cette variable se distingue nettement comme le principal prédicteur du modèle. En revanche, les *bénéfices perçus* (B = 0,069 ; p = 0,524) et le *changement des pratiques* (B = 0,005 ; p = 0,934) ne sont pas significativement associés à la variable dépendante, leurs *p-values* étant largement supérieures au seuil de 0,05.

Tableau 4 : Estimation des coefficients de régression et test de significativité des prédicteurs

Coefficients[a]

Modèle		Coefficients non standardisés		Coefficients standardisés			Statistiques de colinéarité	
		B	Erreur standard	Bêta	t	Sig.	Tolérance	VIF
1	(Constante)	,000	,119		,002	,998		
	Benefices percus	,069	,107	,037	,644	,524	,937	1,067
	Usage d'outils d'IA	,492	,030	,937	16,577	<,001	,977	1,024
	Changement de pratiques	,005	,059	,005	,083	,934	,949	1,054

a. Variable dépendante : Impact sur la performance

Source : Résultats de l'analyse SPSS

d. Diagnostic de multicolinéarité

L'examen des indicateurs de multicolinéarité confirme la robustesse statistique du modèle. Les valeurs de Tolérance pour l'ensemble des prédicteurs sont comprises entre 0,937 et 0,977, largement supérieures au seuil de 0,30. Corollairement, les Facteurs d'Inflation de la Variance (VIF) varient entre 1,024 et 1,067, bien en deçà du seuil critique de 3,0. Ces résultats attestent de l'absence de multicolinéarité problématique entre les variables indépendantes, garantissant la fiabilité des coefficients estimés.

e. Conditions d'application et biais de méthode commune

Les variables explicatives et la variable expliquée ayant été mesurées auprès des mêmes répondants, au moyen du même questionnaire et au même moment, un biais de méthode commune ne peut être exclu a priori (Podsakoff et al., 2003). Ce biais, de même que les conditions d'application de la régression (normalité des résidus, homoscédasticité et indépendance des erreurs), n'a pas fait l'objet d'un test formel dans la présente étude. Les résultats doivent donc être interprétés avec prudence : le coefficient de détermination particulièrement élevé (R^2 = 0,888) et le poids prépondérant de l'usage

effectif de l'IA (β = 0,937) pourraient être en partie amplifiés par la variance commune liée à la méthode de collecte. La vérification de ces conditions constitue une piste d'approfondissement pour de futures recherches. Par ailleurs, la performance perçue étant mesurée comme l'impact attribué à l'IA, les répondants dont le cabinet n'utilise pas ces outils ont vraisemblablement attribué des scores faibles par construction. Une partie de la relation entre l'usage effectif et la performance perçue pourrait donc relever de la structure du questionnaire plutôt que d'un effet propre de l'usage. Une analyse restreinte aux seuls utilisateurs d'outils d'IA permettrait de tester la robustesse de ce résultat.

f. Validation des hypothèses

En définitive, les conclusions tirées du modèle de régression linéaire multiple attestent que c'est uniquement l'emploi d'instruments d'IA qui est significativement associé à la performance perçue. L'hypothèse H1 est donc validée, tandis que les hypothèses H2 (bénéfices perçus) et H3 (changement de pratiques) ne sont pas soutenues par les données. Ce résultat souligne l'importance de l'utilisation concrète de ces outils, qui apparaît comme le facteur le plus étroitement associé à la performance perçue des missions d'audit, sans permettre toutefois de conclure à une relation causale.

5. Discussion

a. Interprétation du résultat principal : la primauté de l'usage effectif

Le résultat central de cette étude révèle que seul l'usage effectif des outils d'intelligence artificielle est significativement associé à la performance perçue des missions d'audit. Ce résultat suggère que, dans le contexte des cabinets d'audit marocains, la matérialisation concrète de l'IA dans les pratiques quotidiennes apparaît comme le principal facteur associé à la performance perçue, indépendamment des représentations mentales que les auditeurs se font de son utilité.

Ce constat peut s'expliquer par un mécanisme d'apprentissage par la pratique (*learning-by-doing*) : les répondants exerçant dans des cabinets ayant effectivement déployé des outils d'IA bénéficient d'une transformation concrète de leurs méthodes de travail qui s'accompagne de gains perçus plus tangibles, alors que les auditeurs qui se contentent d'une perception positive sans accès réel aux outils restent dans une posture théorique. La simple reconnaissance des bénéfices potentiels de l'IA ne semble donc pas, à elle seule, associée à une meilleure performance perçue : c'est l'expérience directe, répétée et intégrée aux pratiques quotidiennes qui semble faire la différence. Cette lecture rejoint l'explication du paradoxe de la productivité par les délais de mise en œuvre : les gains de l'IA ne se matérialisent qu'une fois la technologie effectivement intégrée aux processus et accompagnée des investissements organisationnels nécessaires (Eddaoudi & Tessoudali, 2026).

L'ampleur du coefficient associé à l'usage effectif (β = 0,937) appelle toutefois à la prudence. Un effet d'une telle intensité est inhabituel dans les études perceptuelles et peut refléter en partie un biais de méthode commune ou un recouvrement conceptuel entre l'usage déclaré des outils et la performance perçue. De même, la faible puissance statistique liée à la taille de l'échantillon ne permet pas d'exclure que les bénéfices perçus et le changement de pratiques exercent un effet de taille moyenne que le modèle n'a pas pu détecter. Leur non-significativité doit donc être lue comme une absence d'effet fort, et non comme la preuve d'une absence d'effet.

b. Mise en perspective avec la littérature internationale

Les résultats de cette étude convergent partiellement avec les travaux antérieurs sur l'adoption de l'IA en audit. Les études antérieures, notamment celles de Kokina et al. (2025) et d'Alotaibi (2023), ont également mis en évidence une association positive entre l'IA et la qualité et l'efficacité des missions d'audit. Toutefois, ces recherches soulignent généralement un rôle conjoint de l'usage et des perceptions, conformément aux prédictions du modèle TAM.

Le résultat obtenu dans le contexte marocain diverge en revanche sur un point clé : la non-significativité des bénéfices perçus comme prédicteur de la performance. Cette divergence peut être interprétée à la lumière des spécificités des contextes émergents. Dans les économies avancées, l'IA est profondément intégrée aux processus d'audit depuis plusieurs années, ce qui a permis l'alignement progressif entre perceptions et pratiques. Dans un contexte comme le Maroc, où l'adoption de l'IA reste fragmentée et inégale selon la taille des cabinets (Belhaj & Al Meriouh, 2024), la perception peut anticiper l'usage effectif sans le déterminer. Cette configuration rejoint la revue de Kassar et Jizi (2026), qui identifie des obstacles techniques, réglementaires et de confiance freinant la concrétisation des bénéfices anticipés de l'IA en audit. Elle fait également écho au résultat de Benhayoun et al. (2025), pour qui l'utilité perçue n'influence pas significativement la préparation des auditeurs marocains à l'adoption de l'IA : dans ce contexte, les perceptions semblent peser moins que les conditions concrètes d'accès et d'usage.

c. Contribution théorique : une extension contextuelle du TAM

Les résultats de cette étude apportent une contribution empirique à la littérature sur l'acceptation technologique en audit dans les contextes émergents, à travers le cas marocain. Celui-ci constitue un terrain particulièrement pertinent pour enrichir une littérature internationale encore largement dominée par les études conduites dans les économies avancées. En confirmant que l'usage effectif des outils d'IA constitue le principal prédicteur de la performance perçue d'audit, cette recherche apporte un appui empirique au pouvoir explicatif de la dimension comportementale du TAM dans un contexte sous-exploré.

Par ailleurs, la non-significativité des bénéfices perçus comme prédicteur de la performance mérite d'être discutée à la lumière du cadre théorique. Ce résultat ne remet pas en cause le rôle central de l'utilité perçue dans le processus d'adoption, mais suggère que, dans un contexte où l'accès effectif aux outils d'IA demeure inégalement distribué entre cabinets, l'écart entre perception et usage effectif peut atténuer la capacité prédictive des perceptions sur la performance. Cette observation rejoint les apports du UTAUT (Venkatesh et al., 2003), qui souligne l'importance des conditions facilitatrices — infrastructure, formation, soutien organisationnel — dans la concrétisation des bénéfices anticipés d'une technologie. La présente étude invite ainsi à poursuivre l'investigation empirique des dynamiques d'adoption de l'IA dans les contextes émergents, notamment à travers des études longitudinales permettant de mieux cerner la temporalité entre perceptions, usage et performance.

d. Implications managériales

Au-delà de ses apports théoriques, cette étude dégage des implications pratiques pour les dirigeants de cabinets d'audit marocains, centrées sur la relation entre usage de l'IA et performance perçue d'audit mise en évidence par les résultats.

Premièrement, les résultats suggèrent que la seule sensibilisation des auditeurs aux bénéfices potentiels de l'IA ne semble pas suffire à être associée à une meilleure performance perçue. Sous réserve de confirmation par des études à visée causale, les cabinets gagneraient à privilégier le déploiement opérationnel effectif des outils plutôt que la simple communication sur leurs avantages théoriques.

Deuxièmement, ces résultats invitent à repenser l'évaluation de la maturité numérique des cabinets. Plutôt que de mesurer cette maturité à travers la perception qu'ont les auditeurs de l'IA, il apparaît plus pertinent de l'évaluer à travers l'usage effectif des outils dans les pratiques quotidiennes. Cette nuance méthodologique a des implications directes pour les démarches d'autodiagnostic des cabinets et les référentiels d'évaluation mobilisés par les ordres professionnels.

6. Conclusion

La présente recherche s'est attachée à examiner empiriquement la relation entre l'usage de l'intelligence artificielle et la performance perçue des missions d'audit financier dans les cabinets marocains. À partir d'un échantillon de 40 auditeurs et d'une modélisation par régression linéaire multiple, l'étude montre que l'usage effectif des outils d'IA est le seul facteur significativement associé à la performance perçue, le modèle expliquant une part substantielle de la variance observée ($R^2 = 0,888$). En revanche, les bénéfices perçus et le changement déclaré des pratiques n'apparaissent pas comme des prédicteurs significatifs, ce qui suggère que la matérialisation concrète de l'IA dans les pratiques quotidiennes prime sur les représentations mentales que les auditeurs s'en font.

Ce résultat enrichit la littérature internationale sur l'adoption de l'IA en audit, encore largement dominée par les études conduites dans les économies avancées, en apportant un éclairage empirique original sur un contexte émergent caractérisé par une maturité numérique intermédiaire et une fragmentation marquée du tissu des cabinets. Sur le plan théorique, il conforte la pertinence de la dimension comportementale du Technology Acceptance Model tout en soulignant, à la lumière du UTAUT, l'importance des conditions facilitatrices dans la concrétisation des bénéfices anticipés de la technologie. Sur le plan managérial, il invite les dirigeants de cabinets d'audit marocains à privilégier le déploiement opérationnel effectif des outils d'IA plutôt que la seule sensibilisation aux bénéfices théoriques, et à repenser l'évaluation de la maturité numérique en l'ancrant dans l'usage réel.

Ces résultats doivent toutefois être interprétés à la lumière de plusieurs limites, qui affectent directement la portée du résultat principal. Premièrement, s'agissant de la mesure, la performance perçue correspond à l'impact attribué à l'IA par les répondants, et l'usage effectif est mesuré par une question unique portant sur le cabinet. Les répondants dont le cabinet n'utilise pas l'IA ont donc vraisemblablement attribué des scores faibles par construction, ce qui peut accroître mécaniquement l'association observée : le coefficient de l'usage effectif ($\beta = 0,937$) et le pouvoir explicatif du modèle ($R^2 = 0,888$) doivent être lus comme des bornes hautes plutôt que comme des estimations de l'effet réel. Deuxièmement, s'agissant de l'échantillonnage, l'échantillon non probabiliste de 40 auditeurs, constitué par convenance et diffusé notamment via WhatsApp, ne permet pas de généraliser les résultats à l'ensemble de la profession au Maroc, d'autant que les auditeurs les plus familiers de l'IA sont probablement surreprésentés. La faible puissance statistique qui en découle signifie également que la non-significativité des bénéfices perçus et du changement de pratiques ne prouve pas l'absence d'effet : des effets de taille moyenne ont pu échapper au modèle. Troisièmement, toutes les variables ayant été recueillies auprès des mêmes répondants, au même moment et par le même questionnaire, un biais de méthode commune a pu renforcer les corrélations entre variables, et donc la force apparente du résultat principal. Enfin, le devis transversal ne permet pas d'établir le sens de la relation : l'association observée ne saurait être interprétée comme un effet causal de l'usage de l'IA sur la performance. Les recherches futures gagneraient à mesurer la performance indépendamment de la technologie, idéalement à partir de données objectives (délais de remise du rapport, ajustements d'audit), à mesurer l'usage au niveau individuel, par exemple par la fréquence d'utilisation des outils, à mobiliser des échantillons probabilistes plus larges et à adopter une perspective longitudinale permettant de saisir la temporalité entre perceptions, usage et performance.

7. Références

- Albawwat, I., & Frijat, Y. A. (2021). An analysis of auditors' perceptions towards artificial intelligence and its contribution to audit quality. *Accounting, 7*(4), 755-762.
- Alotaibi, E. M. (2023). Risk assessment using predictive analytics. *International Journal of Professional Business Review, 8*(5), e01723. https://doi.org/10.26668/businessreview/2023.v8i5.1723

- Belhaj, H., & Al Meriouh, Y. (2024). Industrie comptable au Maroc : analyse descriptive et perspectives d'amélioration. *Revue Internationale des Sciences de Gestion, 7*(4). https://doi.org/10.5281/zenodo.14025081
- Benhayoun, I., Bougrine, S., & Sassioui, A. (2025). Readiness for artificial intelligence adoption by auditors in emerging countries – a PLS-SEM analysis of Moroccan firms. *Journal of Financial Reporting and Accounting, 23*(4), 1486-1508. https://doi.org/10.1108/JFRA-07-2024-0448
- Bouquin, H. (2004). *Le contrôle de gestion* (6e éd.). Presses Universitaires de France.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly, 13*(3), 319-340.
- Eddaoudi, F., & Tessoudali, H. (2026). Artificial intelligence and the productivity paradox: Between promises and empirical evidence. In *Proceedings of the 2nd International Scientific Conference "Science and Innovation in a Globalized World"* (pp. 17-21). Research Europe. https://doi.org/10.64076/iedc260504.03
- Fedyk, A., Hodson, J., Khimich, N., & Fedyk, T. (2022). Is artificial intelligence improving the audit process? *Review of Accounting Studies, 27*(3), 938-985. https://doi.org/10.1007/s11142-022-09697-x
- Fishbein, M., & Ajzen, I. (1975). *Belief, attitude, intention, and behavior: An introduction to theory and research*. Addison-Wesley.
- Fonds Monétaire Arabe (FMA). (2024). Rapport économique arabe unifié 2024. Fonds Monétaire Arabe.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Haenlein, M., & Kaplan, A. (2019). A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence. *California Management Review, 61*(4), 5-14.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage Learning.
- International Auditing and Assurance Standards Board (IAASB). (2018). *Handbook of International Quality Control, Auditing, Review, Other Assurance, and Related Services Pronouncements*. IFAC.
- Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2021). *Speech and language processing: An introduction to natural language processing, computational linguistics, and speech recognition* (3rd ed.). Pearson.
- Kassar, M., & Jizi, M. (2026). Artificial intelligence and robotic process automation in auditing and accounting: A systematic literature review. *Journal of Applied Accounting Research, 27*(1), 217-241. https://doi.org/10.1108/JAAR-05-2024-0175
- Kokina, J., Blanchette, S., Davenport, T. H., & Pachamanova, D. (2025). Challenges and opportunities for artificial intelligence in auditing: Evidence from the field. *International Journal of Accounting Information Systems, 56*, 100734.
- KPMG. (2026). *KPMG Global AI Pulse Survey*. KPMG International.
- Lee, M. C., & Tajudeen, F. P. (2020). Usage and impact of artificial intelligence on accounting: Evidence from Malaysian organisations. *Asian Journal of Business and Accounting, 13*(1), 213-240.
- Manita, R., Elommal, N., Baudier, P., & Hikkerova, L. (2020). The digital transformation of external audit and its impact on corporate governance. *Technological Forecasting and Social Change, 150*, 119751.
- McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (2006). A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence, August 31, 1955. *AI Magazine, 27*(4), 12-14. (Ouvrage original publié en 1955)
- Minsky, M. (Ed.). (1968). *Semantic information processing*. MIT Press.
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. McGraw-Hill.

- OCDE. (2024). *Recommandation du Conseil sur l'intelligence artificielle* (OECD/LEGAL/0449). Organisation de coopération et de développement économiques.
- Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J.-Y., & Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: A critical review of the literature and recommended remedies. *Journal of Applied Psychology, 88*(5), 879-903. https://doi.org/10.1037/0021-9010.88.5.879
- Rahman, M. J., Zhu, H., & Yue, L. (2024). Does the adoption of artificial intelligence by audit firms and their clients affect audit quality and efficiency? Evidence from China. *Managerial Auditing Journal, 39*(6), 668-699. https://doi.org/10.1108/MAJ-03-2023-3846
- Russell, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th ed.). Pearson.
- Tietz, W. M., Cainas, J. M., & Miller-Nobles, T. L. (2020). Robotic process automation: Considerations for the auditor. *Current Issues in Auditing, 14*(2), C1-C11.
- Tiron-Tudor, A., Lacurezeanu, R., Bresfelean, V. P., & Dontu, A. N. (2024). Perspectives on how robotic process automation is transforming accounting and auditing services. *Accounting Perspectives, 23*(1), 7-38.
- Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind, 59*(236), 433-460.
- Union européenne. (2024). Règlement (UE) 2024/1689 du Parlement européen et du Conseil du 13 juin 2024 établissant des règles harmonisées concernant l'intelligence artificielle. *Journal officiel de l'Union européenne*, L, 2024/1689.
- Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). A theoretical extension of the Technology Acceptance Model: Four longitudinal field studies. *Management Science, 46*(2), 186-204.
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly, 27*(3), 425-478.