

L'intelligence artificielle et la fiabilité de l'information comptable et financière : une revue de littérature

Artificial Intelligence and the Reliability of Accounting and Financial Information: A Literature Review

Wafae TOUHAMI, (Doctorante)

Laboratoire de recherche en management des organisations, droit des affaires et développement durable (LARMODAD)

Faculté des Sciences Juridiques Économiques et Sociales Souissi - Rabat

Université Mohamed V de Rabat, Maroc

Kaoutar EL MENZHI, (Professeur de l'Enseignement Supérieur)

Laboratoire de recherche en management des organisations, droit des affaires et développement durable (LARMODAD)

Faculté des Sciences Juridiques Économiques et Sociales Souissi - Rabat

Université Mohamed V de Rabat, Maroc

Adresse de correspondance :	Faculté des Sciences Juridiques, Économiques et Sociales Souissi Université Mohamed V de Rabat Avenue Mohammed Ben Abdallah Ragragui Al Irfane, BP 6430, Rabat Tel : (+212) 5 37 67 17 19 Email : fsjes-souissi@um5r.ac.ma
Déclaration de divulgation :	Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude. Ils assument l'entière responsabilité de tout éventuel plagiat, de l'usage de l'intelligence artificielle dans la rédaction, ainsi que des résultats présentés dans cet article.
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	TOUHAMI, W., & EL MENZHI, K. (2026). L'intelligence artificielle et la fiabilité de l'information comptable et financière : une revue de littérature. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 6(7), 570–587. https://doi.org/10.5281/zenodo.20857414
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

L'intelligence artificielle et la fiabilité de l'information comptable et financière : une revue de littérature

Résumé

La fiabilité de l'information comptable et financière constitue l'un des fondements essentiels de la confiance accordée par les investisseurs, les créanciers, les régulateurs et l'ensemble des parties prenantes aux organisations. Dans un environnement marqué par l'accélération de la transformation numérique, l'intelligence artificielle (IA) modifie progressivement les modalités de production, de traitement, de contrôle et d'audit de cette information. Si la littérature souligne les apports potentiels de l'IA en matière d'automatisation, d'analyse de données et de détection d'anomalies, les travaux existants abordent généralement de manière distincte les questions relatives à l'audit numérique, à la gouvernance algorithmique, au contrôle interne ou à l'explicabilité des systèmes d'IA. Cette fragmentation limite la compréhension des mécanismes par lesquels ces dimensions interagissent pour influencer la fiabilité de l'information comptable et financière. Afin de répondre à ce constat, cet article propose une revue narrative structurée de la littérature consacrée à la qualité de l'information financière, au contrôle interne, à l'audit numérique, à la gouvernance de l'intelligence artificielle et aux approches d'IA explicable. L'analyse met en évidence que la contribution de l'IA à la fiabilité de l'information financière demeure fondamentalement conditionnelle. Les bénéfices attendus de son adoption ne se concrétisent que lorsque la qualité des données est maîtrisée, les modèles sont documentés et supervisés, les usages sont encadrés par des mécanismes de gouvernance adaptés et les professionnels disposent des compétences nécessaires à l'interprétation des résultats produits. Sur cette base, l'article développe un modèle conceptuel de nature socio-technique intégrant l'adoption de l'IA, le contrôle interne, les compétences humaines et la transparence algorithmique comme déterminants complémentaires de la fiabilité de l'information comptable et financière. Sept propositions de recherche sont formulées afin d'orienter de futures investigations empiriques auprès des professionnels de la comptabilité, de l'audit, du contrôle interne et de la finance.

Mots clés : Intelligence artificielle, fiabilité de l'information comptable et financière, contrôle interne, audit, gouvernance, compétences humaines, IA explicable.

Classification JEL : M41, M42, O33

Type du papier : Recherche théorique

Abstract

The reliability of accounting and financial information remains a fundamental prerequisite for maintaining the confidence of investors, creditors, regulators, and other stakeholders. In an environment shaped by rapid digital transformation, artificial intelligence (AI) is increasingly redefining the way accounting and financial information is produced, processed, controlled, and audited. While existing research highlights the potential of AI to automate routine tasks, enhance data analysis, and improve anomaly detection, the literature has largely examined digital auditing, algorithmic governance, internal control, and explainable AI as separate streams of inquiry. As a result, limited attention has been devoted to understanding how these dimensions interact to influence the reliability of accounting and financial information. To address this gap, this paper develops a structured narrative literature review drawing on research in financial reporting quality, internal control, digital auditing, AI governance, and explainable artificial intelligence. The analysis shows that the contribution of AI to information reliability is inherently conditional rather than automatic. The benefits associated with AI adoption materialize only when data quality is effectively managed, models are adequately documented and supervised, organizational governance mechanisms are in place, and professionals possess the capabilities required to critically interpret AI-generated outputs. Building on these insights, the paper proposes a socio-technical conceptual model that integrates AI adoption, internal control, human competencies, and algorithmic transparency as complementary determinants of accounting and financial information reliability. Seven research propositions are derived from literature to support future empirical investigations involving accounting, auditing, internal control, and finance professionals.

Keywords: Artificial intelligence, accounting information reliability, internal control, auditing; governance, human competencies, explainable AI.

Classification JEL: M41, M42, O33

Paper type: Theoretical Research

1. Introduction

La révolution numérique affecte désormais les processus au coeur de la production de l'information comptable et financière : collecte de documents, reconnaissance automatique, saisie des écritures, rapprochements, revues analytiques, détection d'anomalies, reporting et assistance aux missions d'audit. Dans cette transformation, l'intelligence artificielle occupe une place particulière, car elle ne se limite pas à accélérer les traitements existants. Elle modifie également la manière dont les professionnels produisent, contrôlent, interprètent et justifient l'information financière.

La fiabilité de l'information comptable et financière demeure une exigence fondamentale. Selon le cadre conceptuel de l'IASB, l'information financière utile doit représenter fidèlement les phénomènes économiques qu'elle prétend décrire et présenter des caractéristiques qualitatives renforçantes telles que la comparabilité, la vérifiabilité, la rapidité et la compréhensibilité (IASB, 2018). Dans un environnement automatisé, ces caractéristiques restent centrales, mais leurs modalités de production se transforment. Les pistes d'audit, la documentation des traitements, les contrôles d'accès et l'explication des résultats deviennent aussi importants que les justificatifs comptables traditionnels.

Les travaux sur l'audit numérique et l'analyse avancée des données soulignent le potentiel de l'IA pour réduire les erreurs de saisie, analyser de grands volumes de transactions, détecter des anomalies et renforcer les capacités de surveillance continue (Vasarhelyi, Kogan & Tuttle, 2015 ; Issa, Sun & Vasarhelyi, 2016 ; Appelbaum, Kogan & Vasarhelyi, 2017). D'autres recherches montrent toutefois que l'IA introduit des risques propres : dépendance à la qualité des données, biais algorithmiques, opacité des modèles, difficultés d'auditabilité, dépendance technologique et affaiblissement possible du jugement professionnel (O'Neil, 2016 ; Mökander & Floridi, 2021 ; NIST, 2023). Cette littérature met en évidence des résultats contrastés. Alors que certains travaux insistent sur les gains d'efficacité, de précision et de capacité de contrôle associés à l'intelligence artificielle, d'autres soulignent les risques liés à l'opacité des modèles, aux biais algorithmiques ou à la dépendance technologique. Malgré l'abondance des recherches consacrées à ces différentes dimensions, peu d'études proposent un cadre d'analyse intégrateur permettant de comprendre comment ces facteurs interagissent pour influencer la fiabilité de l'information comptable et financière.

Le vide scientifique auquel répond cet article tient à la fragmentation de la littérature. Les travaux existants traitent souvent séparément l'automatisation comptable, l'audit numérique, la gouvernance algorithmique, l'accountability ou l'IA explicable. Peu de recherches proposent une lecture intégrée permettant de comprendre comment l'adoption de l'IA interagit avec le contrôle interne, les compétences humaines, la transparence des systèmes et les caractéristiques qualitatives de l'information financière. Cette fragmentation limite la compréhension des conditions dans lesquelles l'IA peut effectivement contribuer à la fiabilité de l'information comptable et financière.

La question de recherche est ainsi formulée de manière circonscrite : dans quelles conditions l'adoption de l'intelligence artificielle peut-elle contribuer à la fiabilité de l'information comptable et financière, entendue comme représentation fidèle, vérifiabilité, traçabilité et auditabilité des traitements ? Elle situe l'analyse au niveau organisationnel et professionnel, en ciblant les processus, les contrôles et les compétences qui encadrent les usages de l'IA dans les fonctions comptables, financières et d'audit.

La contribution de l'article est triple. Elle clarifie le concept de fiabilité dans un environnement algorithmique, propose une articulation socio-technique entre adoption de l'IA, contrôle interne, gouvernance, compétences humaines et transparence algorithmique, puis formule un modèle conceptuel et des propositions testables pour une phase empirique future auprès des professionnels concernés.

2. Méthodologie de la revue de littérature

2.1. Positionnement de la revue

L'article adopte une revue narrative structurée à visée intégrative. Ce choix méthodologique se justifie par la nature interdisciplinaire de l'objet étudié, situé à l'intersection de la qualité de l'information financière, du contrôle interne, de l'audit numérique, de l'intelligence artificielle, de la gouvernance algorithmique et de l'explicabilité des systèmes d'IA. Contrairement à une méta-analyse, qui agrège des résultats empiriques comparables, une revue narrative structurée vise à organiser un corpus hétérogène afin de construire un cadre conceptuel cohérent (Webster & Watson, 2002 ; Torraco, 2005 ; Snyder, 2019).

2.2. Stratégie documentaire et critères de sélection

La recherche documentaire a été conduite à partir de bases académiques accessibles via les ressources universitaires et les moteurs de recherche scientifiques, notamment Google Scholar, ScienceDirect, Scholar Vox, Thèses, et Web of Science lorsque les accès institutionnels le permettaient. Elle a également mobilisé des sources institutionnelles et professionnelles reconnues, telles que les publications de l'IASB, du COSO, de l'OCDE, du NIST et de l'Union européenne. La période principale de couverture s'étend de 2015 à 2026 afin d'intégrer les travaux récents sur l'intelligence artificielle, l'audit numérique, la gouvernance algorithmique et l'IA explicable, tout en conservant certaines références fondatrices antérieures nécessaires à l'ancrage théorique.

Des références plus anciennes ont toutefois été conservées lorsqu'elles constituent des fondements théoriques ou normatifs incontournables, notamment la théorie de l'agence, le cadre conceptuel comptable, les travaux sur la qualité de l'information et les méthodes de revue de littérature.

Tableau 1 : Démarche de construction du corpus documentaire

Étape	Contenu	Résultat analytique
Bases et sources	Google Scholar, ScienceDirect, ScholarVox, bases de thèses accessibles en ligne, Web of Science lorsque les accès institutionnels le permettaient, IASB, COSO, OCDE, NIST, Union européenne	Corpus académique et institutionnel diversifié
Mots-clés	IA comptable, fiabilité de l'information financière, contrôle interne, audit numérique, explicabilité, gouvernance IA	Repérage des publications pertinentes pour le lien IA-fiabilité
Période couverte	Principalement 2015-2026, avec conservation de références fondatrices antérieures	Actualisation de la littérature sans rupture avec les fondements théoriques
Critères d'inclusion	Lien direct avec l'ICF, l'audit, le contrôle interne, la gouvernance IA ou la méthodologie de revue	Sélection de sources utiles à la construction conceptuelle
Critères d'exclusion	Sources non traçables, redondantes, purement techniques ou éloignées du champ comptable	Réduction du bruit documentaire et de la dispersion thématique

Source : Élaboré par les auteures à partir de la revue de littérature

La stratégie de recherche reposait sur différentes combinaisons de mots-clés en français et en anglais afin de couvrir les principales dimensions conceptuelles de l'étude : artificial intelligence, accounting information reliability, financial reporting quality, accounting information quality, internal control, digital audit, continuous auditing, explainable AI, AI governance, algorithmic accountability, auditability, human supervision, compétences comptables et contrôle interne. Les critères d'inclusion portaient sur la pertinence directe pour la fiabilité de l'information comptable ou financière, l'IA dans les processus comptables et

d'audit, la gouvernance et le contrôle des systèmes intelligents, ou les méthodes de revue conceptuelle. Les critères d'exclusion concernaient les travaux purement techniques sans lien avec les fonctions financières, les publications non traçables, les articles redondants et les sources professionnelles non reliées à un cadre conceptuel ou normatif explicite.

À l'issue du processus de sélection, le corpus mobilisé dans cette revue comprend des articles académiques, des ouvrages théoriques, des cadres institutionnels et quelques rapports professionnels récents jugés directement pertinents au regard de la problématique étudiée. Les sources professionnelles ont été utilisées avec prudence et mobilisées uniquement lorsqu'elles éclairent des tendances sectorielles ou des enjeux de gouvernance que la littérature académique récente documente encore partiellement.

2.3. Organisation du corpus et dérivation des propositions

Les sources retenues ont été regroupées en cinq blocs documentaires. Le premier porte sur les caractéristiques qualitatives de l'information financière. Le deuxième concerne le contrôle interne et la gouvernance des risques. Le troisième rassemble les travaux sur l'IA, l'automatisation, l'audit continu et l'analyse de données. Le quatrième porte sur les compétences humaines et la transformation des métiers comptables. Le cinquième regroupe les travaux sur l'explicabilité, l'accountability et l'auditabilité des systèmes d'IA.

La dérivation des propositions a suivi une logique conceptuelle. Les apports de chaque bloc ont été synthétisés afin d'identifier les mécanismes par lesquels l'IA peut influencer la fiabilité de l'information financière. Les propositions ne sont pas des résultats empiriques, elles constituent des énoncés théoriques testables destinés à guider une future enquête quantitative.

Tableau 2 : Structure analytique de la revue de littérature et contribution des blocs documentaires

Bloc documentaire	Auteurs et cadres mobilisés	Apport à l'article
Qualité et fiabilité de l'ICF	IASB (2018), Michăilescu (2000), Colasse (2011)	Stabilisation du concept de fiabilité et de ses dimensions comptables
Contrôle interne et gouvernance	COSO (2013), IFAC (2018), NIST (2023), OCDE (2019, 2024), Union européenne (2024)	Extension du contrôle interne aux données, modèles, usages et responsabilités
Audit numérique et automatisation	Vasarhelyi et al. (2015), Issa et al. (2016), Appelbaum et al. (2017), Kokina et al. (2025)	Identification des apports et limites de l'IA pour l'audit, l'analyse exhaustive et l'audit continu
Compétences et transformation professionnelle	Moll & Yigitbasioglu (2019), Leitner-Hanetseder et al. (2021), Wassie & Lakatos (2024)	Rôle du jugement professionnel, de la supervision et de la formation
Transparence et accountability	O'Neil (2016), Langer et al. (2021), Mökander & Floridi (2021), Mökander (2024)	Fondements de l'explicabilité, de l'auditabilité et de la responsabilité algorithmique

Source : Élaboré par les auteures à partir de la revue de littérature

3. Fondements théoriques et normatifs de la fiabilité de l'ICF

3.1. La fiabilité au sein de la qualité de l'information comptable

La fiabilité de l'information comptable et financière constitue une dimension essentielle de la qualité de l'information financière. Elle renvoie à la capacité de l'information produite à représenter de manière crédible les phénomènes économiques qu'elle est censée décrire et à fournir une base de confiance pour la prise de décision des utilisateurs (Michăilescu, 2000 ; Colasse, 2011). Dans le cadre conceptuel de l'IASB (2018), cette exigence repose principalement sur la représentation fidèle de la réalité économique et sur la possibilité de vérifier les traitements ayant conduit à la production de l'information. D'autres caractéristiques

qualitatives, telles que la comparabilité, la rapidité et la compréhensibilité, contribuent à l'utilité de l'information financière sans pour autant constituer des composantes directes de la fiabilité. Dans cette recherche, la fiabilité est appréhendée comme un construit multidimensionnel articulé autour de quatre dimensions complémentaires : la représentation fidèle, la vérifiabilité, la traçabilité et l'auditabilité. Ce choix se justifie par les transformations induites par l'intelligence artificielle dans les processus comptables, financiers et d'audit. Dans un environnement assisté par des systèmes automatisés, la confiance accordée à l'information ne dépend plus uniquement de l'exactitude des données produites, mais également de la capacité à retracer les traitements effectués, à documenter les modèles mobilisés et à examiner les décisions ayant conduit au résultat final. La compréhensibilité est dès lors considérée comme une condition d'appropriation et d'interprétation de l'information plutôt que comme une composante de la fiabilité elle-même.

Tableau 3 : Stabilisation conceptuelle des dimensions de fiabilité

Dimension	Définition retenue	Enjeu spécifique lié à l'IA
Représentation fidèle	Information complète, neutre et exempte d'erreurs significatives	Risque de biais, de mauvais paramétrage ou de données incomplètes
Vérifiabilité	Possibilité de confirmer les traitements par des observateurs compétents	Besoin de preuves, de journaux de traitement et de contrôles indépendants
Traçabilité	Capacité à suivre l'origine, les transformations et les validations des données	Importance des logs, des droits d'accès et de l'historique des modèles
Auditabilité	Possibilité d'auditer les données, modèles, décisions et responsabilités	Nécessité d'une documentation technique et métier exploitable
Compréhensibilité	Capacité des utilisateurs à interpréter les résultats et leurs limites	Rôle de l'explicabilité et de la traduction en langage métier

Source : Élaboré par les auteures à partir de la revue de littérature

3.2. Théorie de l'agence et asymétrie algorithmique

La théorie de l'agence constitue un cadre utile pour comprendre le rôle de l'information financière dans la réduction des asymétries entre dirigeants, actionnaires et autres parties prenantes (Jensen & Meckling, 1976 ; Ross, 1973). L'information comptable permet au principal d'évaluer les actions de l'agent, de limiter les comportements opportunistes et de contrôler la performance de l'organisation.

L'IA modifie cette relation en introduisant une nouvelle forme d'asymétrie, que l'on peut qualifier d'asymétrie algorithmique. Cette asymétrie apparaît lorsque les données financières sont préparées, classées, contrôlées ou interprétées par des systèmes dont les utilisateurs ne maîtrisent pas pleinement la logique de fonctionnement. L'opacité des modèles, la complexité des traitements et la délégation automatisée peuvent alors déplacer l'asymétrie du seul rapport principal-agent vers un rapport plus large entre utilisateurs, professionnels et systèmes techniques.

Cette lecture rejoint les travaux consacrés à l'opacité algorithmique, à l'explicabilité des systèmes intelligents et à l'algorithmic accountability, selon lesquels la délégation de certaines décisions à des systèmes automatisés peut créer un déficit de compréhension, de contrôle et de responsabilité susceptible d'affecter la confiance accordée aux résultats produits (O'Neil, 2016; Langer et al., 2021 ; Mökander & Floridi, 2021 ; Mökander, 2024).

Cette perspective explique pourquoi la gouvernance, la documentation, l'explicabilité et l'accountability ne sont pas des dimensions accessoires. Elles constituent les principaux mécanismes permettant de réduire l'asymétrie algorithmique et de restaurer la capacité de contrôle des utilisateurs sur les systèmes intelligents. L'information financière produite ou

contrôlée par l'IA ne peut être fiable que si les décisions restent attribuables, vérifiables et justifiables par des professionnels responsables.

3.3. Référentiels normatifs et niveau institutionnel d'analyse

Les référentiels comptables et normatifs sont mobilisés dans cet article à deux niveaux. D'une part, les cadres internationaux tels que l'IASB et le COSO servent de base conceptuelle pour définir la qualité de l'information financière et le contrôle interne. D'autre part, les références au CGNC marocain, au LuxGAAP ou aux référentiels européens sont utilisées à titre illustratif afin de montrer que les exigences de fiabilité, de documentation et de comparabilité se retrouvent dans différents environnements institutionnels.

L'analyse ne vise donc pas à comparer systématiquement ces référentiels. Elle se situe au niveau organisationnel et professionnel : elle interroge les conditions dans lesquelles les systèmes d'IA peuvent s'insérer dans des processus comptables conformes aux normes applicables. Quel que soit le référentiel retenu, un outil d'IA utilisé pour classer une transaction, détecter une anomalie ou soutenir une estimation doit être aligné avec les principes comptables, documenté et soumis à un jugement professionnel.

4. Le contrôle interne comme mécanisme de fiabilisation

4.1. Le contrôle interne face à la transformation numérique

Le contrôle interne fournit un cadre central pour analyser la fiabilité de l'information financière dans un environnement numérique. Dans la perspective du COSO, il vise à fournir une assurance raisonnable quant à l'atteinte des objectifs liés aux opérations, au reporting et à la conformité (COSO, 2013). Dans un contexte d'IA, cette assurance raisonnable doit être étendue aux données, aux modèles, aux paramètres, aux droits d'accès, aux modifications de systèmes et aux décisions assistées. Cette évolution s'inscrit également dans la continuité des recommandations des organismes professionnels internationaux. Les référentiels de qualité et d'assurance publiés par l'International Federation of Accountants soulignent que la fiabilité de l'information financière repose non seulement sur l'existence de contrôles formels, mais également sur la capacité des organisations à documenter leurs processus, à maintenir des dispositifs de supervision appropriés et à assurer la traçabilité des traitements réalisés (IFAC, 2018). Dans un environnement assisté par l'intelligence artificielle, ces exigences s'étendent désormais à la gouvernance des données, aux modèles utilisés et aux mécanismes de validation des résultats produits.

L'enjeu n'est pas de remplacer les contrôles traditionnels mais de les adapter. Les rapprochements, validations, séparations de tâches et revues restent nécessaires. Toutefois, ils doivent être complétés par des contrôles portant sur la qualité des données d'entrée, la robustesse des modèles, la traçabilité des transformations, la gestion des exceptions et la supervision des résultats. Les cadres récents de gouvernance de l'IA, notamment le NIST AI RMF, proposent une logique de gestion du cycle de vie des risques : gouverner, cartographier, mesurer et gérer les risques associés aux systèmes d'IA (NIST, 2023).

4.2. Données, modèles, usages et gouvernance

Une architecture de contrôle interne adaptée à l'intelligence artificielle peut être structurée autour de quatre niveaux complémentaires. Cette organisation s'inscrit dans la continuité des approches contemporaines de gouvernance des systèmes d'IA développées par le NIST (2023) ainsi que des travaux récents consacrés à l'algorithmic accountability, qui distinguent les risques associés aux données, aux modèles, aux usages organisationnels et aux mécanismes de supervision. Le premier niveau concerne les données et porte sur leur qualité, leur exhaustivité, leur intégrité, leur sécurité et leur traçabilité. Le deuxième niveau est relatif aux modèles et

couvre leur sélection, leur validation, leur performance, leurs biais potentiels, leur stabilité et leur documentation. Le troisième niveau concerne les usages et englobe l'interprétation des résultats, la validation humaine, la gestion des alertes et la justification des décisions assistées par l'IA. Enfin, le quatrième niveau renvoie à la gouvernance et comprend la définition des responsabilités, les politiques internes, les dispositifs de supervision, la cartographie des risques et l'intervention de l'audit interne.

Cette structuration permet de dépasser une conception strictement technique du contrôle des systèmes d'IA. La fiabilité de l'information comptable et financière ne dépend pas uniquement de la performance des algorithmes, mais de l'articulation entre la qualité des données, la maîtrise des modèles, l'usage approprié des résultats et l'existence d'un cadre de gouvernance clairement défini. Un système techniquement performant peut produire des résultats peu fiables lorsque les données sont inadéquates, lorsque les utilisateurs interprètent incorrectement les signaux générés ou lorsque les responsabilités demeurent insuffisamment établies. Dans cette perspective, la fiabilité apparaît comme le produit d'un dispositif de contrôle global où dimensions technologiques, organisationnelles et humaines interagissent de manière complémentaire.

4.3. Gouvernance du contrôle interne et responsabilité

La gouvernance constitue le prolongement naturel du contrôle interne dans un environnement assisté par l'intelligence artificielle. Elle définit les responsabilités, les niveaux d'autorisation, les mécanismes de supervision ainsi que les instances chargées de valider, surveiller et contrôler les usages de l'IA au sein de l'organisation. Dans ce contexte, plusieurs questions deviennent centrales : qui valide le déploiement d'un système d'IA ? Qui contrôle les données utilisées ? Qui approuve les modifications des modèles ? Qui assume la responsabilité des décisions assistées par l'algorithme ?

Tableau 4 : Niveaux de contrôle interne applicables aux systèmes d'IA

Niveau	Objet contrôlé	Procédures possibles	Zone d'incertitude
Données	Qualité, intégrité, exhaustivité et sécurité	Contrôles d'accès, rapprochements, validation des référentiels, traçabilité	Données manquantes, biais historiques, erreurs de référentiel
Modèles	Pertinence, performance, biais et stabilité	Tests de robustesse, validation avant production, revue périodique, journal des versions	Dérive du modèle, surapprentissage, perte de pertinence contextuelle
Usages	Interprétation, validation et responsabilité	Formation, procédures d'escalade, validation humaine, conservation des justificatifs	Confiance excessive, contournement des procédures, faux positifs ignorés
Gouvernance	Responsabilités, politique IA, supervision et reporting	Comité IA, référent IA, audit interne, cartographie des risques	Flou des responsabilités, dépendance fournisseur, absence de vision transverse

Source : Élaboré par les auteures à partir de la revue de littérature

Les cadres récents de gouvernance de l'IA soulignent l'importance de la transparence, de la gestion des risques, de la responsabilité et de la supervision humaine. Les principes de l'OCDE (2019) promeuvent une intelligence artificielle digne de confiance, tandis que le NIST AI Risk Management Framework (2023) propose une approche fondée sur la gouvernance, la cartographie, la mesure et la gestion continue des risques associés aux systèmes d'IA. Dans la même logique, le règlement européen sur l'intelligence artificielle adopte une approche graduée selon le niveau de risque et prévoit des exigences renforcées pour les systèmes considérés comme à haut risque (Union européenne, 2024). Même si les applications comptables et financières de l'IA ne relèvent pas systématiquement de cette catégorie au sens réglementaire,

ces référentiels fournissent des orientations utiles pour encadrer leur utilisation. Ils rappellent que la fiabilité de l'information comptable et financière ne dépend pas uniquement de la performance technique des outils mobilisés, mais également de l'existence d'un cadre de gouvernance capable d'assurer la documentation, la supervision, la traçabilité et la responsabilité des traitements automatisés.

5. Applications de l'IA dans les processus comptables et financiers

5.1. Les apports de l'IA dans l'automatisation des processus comptables

Les premières applications de l'IA en comptabilité sont souvent des essais d'automatisation des tâches répétitives. La reconnaissance optique de caractères (OCRs), l'extraction automatique des données de factures et autres pièces probantes, la réconciliation robotique et l'automatisation de certaines écritures aident à baisser la charge de travail administrative et à mitiger le risque lié aux erreurs humaines de saisie ou de calcul. Souvent plus faciles à déployer que les modèles prédictifs complexes, ces applications sont structurées et répétitives. Selon la littérature sur l'automatisation intelligente, ces technologies peuvent améliorer l'efficacité des processus et libérer du temps pour des tâches analytiques à plus forte valeur ajoutée (Davenport & Ronanki, 2018). En comptabilité, cela peut se traduire par des temps de traitement plus rapides, une standardisation plus efficace et moins d'erreurs involontaires. Tout cela est directement lié à la fiabilité de l'ICF, d'une manière à la fois complète, rapide et fidèle dans la représentation. De plus, des études récentes indiquent également que l'adoption de l'IA en comptabilité concerne davantage les prérequis organisationnels pour une bonne qualité des données, la maturité numérique et la capacité des équipes à intégrer les outils dans les processus existants (Roos, 2025). Mais il serait irréaliste de supposer que l'OCR ou la RPA sont automatiquement fiables. Les erreurs de reconnaissance, les doublons, les factures inhabituelles, les changements de format et d'autres cas inattendus peuvent entraîner des anomalies. Ainsi, la fiabilité dépend de la configuration, du contrôle des exceptions et de la capacité des personnes à vérifier le processus et donc de la manière dont le système est configuré et géré. Le rôle de l'humain reste indispensable, non pas pour refaire tout le travail, mais pour bien appréhender les zones à risque et corriger les erreurs significatives. L'automatisation est une première étape dans la maturité et ne peut être vue que comme une première étape. Elle doit être intégrée dans un système plus exhaustif de contrôle interne, de gestion des données et de documentation.

5.2. Analyse de données, détection d'anomalies et audit continu

L'une des contributions les plus intéressantes et controversées de l'IA est la capacité à analyser de grands volumes de données. Au lieu d'échantillonner, les outils d'analyse avancés sont capables d'analyser toutes les transactions sur une période donnée. Cela transforme la logique de contrôle : plutôt qu'un simple échantillon de personnes, l'organisation pourra identifier des profils inhabituels, des transactions inhabituelles, des tendances ou des incohérences dans les données provenant de multiples sources. Dans le contexte de l'audit, ce changement dans le domaine de l'assurance est très significatif. Vasarhelyi et ses collègues sont connus pour avoir depuis longtemps mis en avant l'application de l'audit continu et de l'analyse des données à l'audit (Vasarhelyi, Kogan & Tuttle, 2015 ; Issa, Sun & Vasarhelyi, 2016). L'IA peut contribuer à la détection des fraudes, à la détection des anomalies et à la bonne évaluation des zones de risque. Elle peut aussi aider à rendre le travail d'audit plus pertinent, en se concentrant sur les sections d'audit les plus sensibles. Mais la détection automatique des anomalies ne signifie pas que les anomalies identifiées sont des erreurs ou des fraudes. Un système peut repérer des transactions étranges qui sont parfaitement justifiées, comme il peut ne pas repérer des fraudes assez sophistiquées pour paraître normales. L'interprétation reste cruciale car L'IA génère des

signaux, mais la qualification comptable, juridique et économique de ces signaux dépend toujours du jugement professionnel. L'audit continu pose également un défi de gouvernance. Plus les contrôles sont intégrés et automatisés, plus il sera nécessaire de documenter les règles d'alerte, les seuils, les données utilisées et les décisions prises suite aux alertes.

5.3. Prévisions financières et aide à la décision

L'IA gagne de plus en plus de la place dans la prévision financière, l'analyse des flux de trésorerie, la modélisation et la planification budgétaires qui sont plus liées à la pertinence de l'information qu'à la simple exactitude historique. Ces outils IA nous permettent de prédire les tendances, de simuler des scénarios et d'élargir les champs de réflexions, la capacité de prise de décision. La valeur prédictive est l'un des éléments cruciaux de l'information financière utile. L'information ne doit pas seulement décrire le passé, elle doit aussi aider à évaluer les perspectives futures. L'IA peut rendre cela plus précis en analysant des données provenant de sources internes et externes, en trouvant des corrélations et en générant des scénarios. Mais les prévisions sont toujours incertaines. Elles reposent sur des hypothèses, la qualité des données et la stabilité des relations observées dans le passé. Le plus grand risque est de confondre sophistication technique et clarté de la prise de décision. Un modèle prédictif peut donner l'impression de précision car il produit des résultats numériques ainsi que visuellement convaincants. Mais ce sont des estimations probabilistes, pas des vérités comptables. De telles hypothèses doivent être documentées et comparées, et une analyse de sensibilité doit être effectuée. L'IA peut enrichir la fonction financière, mais cela signifie qu'elle doit être développée avec un certain niveau de jugement. Elle peut accélérer l'analyse et élargir la gamme d'informations considérées sans enlever le pouvoir du décideur.

Tableau 5 : Principales applications de l'IA et effets attendus sur l'ICF

Application IA	Effet attendu sur l'ICF	Limite principale
OCR et automatisation des factures	Réduction des erreurs de saisie et accélération des traitements.	Erreurs de reconnaissance ou formats atypiques.
RPA comptable	Standardisation et répétabilité des écritures.	Rigidité des scénarios et risque de propagation d'erreurs.
Détection d'anomalies	Analyse exhaustive des transactions et identification des zones de risque.	Faux positifs, faux négatifs et besoin d'interprétation.
Audit continu	Surveillance en temps réel, traçabilité et meilleure réactivité.	Nécessité de documenter les alertes et les seuils.
Prévisions financières	Renforcement de la valeur prédictive et de l'aide à la décision.	Dépendance aux hypothèses et aux données historiques.

Source : Élaboré par les auteures à partir de la revue de littérature

6. Capital humain, compétences et supervision professionnelle

6.1. Compétences nécessaires et opérationnalisation

L'IA transforme le rôle des professionnels comptables, financiers et auditeurs. Le professionnel devient superviseur de système, interprète des résultats, garant de la cohérence comptable et acteur de la gouvernance. Les travaux empiriques récents consacrés à la transformation des métiers comptables montrent que l'adoption de l'intelligence artificielle ne conduit pas à une disparition du jugement professionnel, mais à une redéfinition des compétences mobilisées. Les professionnels sont progressivement amenés à développer des capacités d'analyse des données, d'évaluation des risques algorithmiques et de supervision des systèmes automatisés, en

complément de leurs compétences comptables traditionnelles (Moll & Yigitbasioglu, 2019; Leitner-Hanetseder et al., 2021 ; Wassie & Lakatos, 2024).

Cette évolution ne réduit pas l'importance du jugement professionnel ; elle en transforme les modalités d'exercice. La valeur ajoutée du professionnel réside désormais davantage dans sa capacité à interroger les données, comprendre les limites des modèles, documenter les décisions et arbitrer les situations ambiguës.

Pour éviter le recouvrement conceptuel entre les compétences, quatre dimensions peuvent être distinguées. La culture numérique correspond à la compréhension générale des possibilités et limites des outils. L'analyse des données renvoie à la capacité d'évaluer la qualité, la cohérence et les biais des données. Le jugement professionnel désigne la capacité à relier un résultat technique aux normes, au contexte économique et aux risques. L'éthique et la gouvernance renvoient à la responsabilité, à la documentation et à la prévention des usages non maîtrisés.

Tableau 7 : Opérationnalisation des compétences humaines nécessaires

Compétence	Définition opérationnelle	Indicateurs possibles pour une étude future
Culture numérique	Comprendre les usages, limites et types d'erreurs possibles des outils d'IA	Capacité à distinguer automatisation, apprentissage automatique et modèles prédictifs
Analyse des données	Évaluer la qualité, la provenance, la cohérence et les biais des données	Détection de données manquantes, incohérentes ou non représentatives
Jugement professionnel	Interpréter les résultats au regard des normes et du contexte économique	Validation ou rejet d'une alerte, justification d'une estimation
Contrôle interne	Encadrer les flux, validations, responsabilités et changements	Mise en place de contrôles sur paramètres, accès et exceptions
Éthique et gouvernance	Prévenir les biais, la dépendance excessive et les usages non documentés	Documentation des décisions, procédures d'escalade, traçabilité des responsabilités

Source : Élaboré par les auteures à partir de la revue de littérature

6.2. Collaboration entre fonctions financières, informatiques et audit

L'intégration de l'IA nécessite une collaboration entre la finance, la comptabilité, l'audit, le contrôle interne et l'informatique. Les équipes informatiques maîtrisent l'architecture technique, les flux de données et la sécurité. Les équipes financières connaissent les normes, processus, risques et exigences de reporting. L'audit interne et le contrôle interne assurent une vision transverse des risques et de la conformité.

Cette collaboration permet d'éviter deux dérives : une gouvernance purement technique, déconnectée des exigences comptables, et une gouvernance purement métier, insuffisamment consciente des limites techniques. Cette collaboration apparaît comme une condition essentielle de la fiabilité dans un environnement assisté par l'IA. Elle permet d'articuler expertise comptable, maîtrise technologique et gestion des risques, tout en réduisant les asymétries de compréhension susceptibles d'émerger entre concepteurs, utilisateurs et contrôleurs des systèmes intelligents.

7. Transparence, explicabilité et confiance dans les systèmes d'IA

La transparence ne signifie pas que tous les utilisateurs doivent comprendre le code ou l'architecture complète des modèles. Elle signifie que les résultats importants pour l'information financière doivent être compréhensibles, justifiables et vérifiables par les professionnels concernés. Les travaux sur l'IA explicable et l'auditabilité des systèmes intelligents soulignent que la confiance repose moins sur la complexité technique que sur la

capacité à rendre les résultats contrôlables et attribuables (Langer et al., 2021 ; Mökander & Floridi, 2021).

L'exigence d'explicabilité doit toutefois être proportionnée au niveau de sensibilité comptable de l'usage. Une extraction automatique de facture ne nécessite pas le même niveau d'explication qu'un modèle de scoring de risque ou qu'un outil de prévision financière utilisé pour soutenir une estimation significative. Cette logique de proportionnalité rejoint les approches contemporaines de gouvernance des systèmes d'IA fondées sur le niveau de risque et d'impact des usages considérés (Mökander, 2024 ; Union européenne, 2024).

Tableau 8 : Typologie des usages selon l'exigence d'explicabilité

Usage de l'IA	Sensibilité comptable	Exigence d'explicabilité	Justification attendue
OCR et extraction documentaire	Faible à modérée	Faible à modérée	Preuve documentaire, taux d'erreur, contrôle des exceptions
RPA comptable	Modérée	Modérée	Règles de traitement, autorisations, journal des modifications
Détection d'anomalies	Élevée	Élevée	Données utilisées, seuils, logique des alertes, gestion des faux positifs
Audit continu	Élevée	Élevée	Documentation des règles, fréquence des contrôles, décisions prises après alerte
Prévisions et estimations	Très élevée	Très élevée	Hypothèses, sensibilité, limites du modèle et validation professionnelle

Source : Élaboré par les auteures à partir de la revue de littérature

8. Conditions de maîtrise de l'IA pour renforcer la fiabilité de l'ICF

Les conditions permettant à l'intelligence artificielle de contribuer durablement à la fiabilité de l'information comptable et financière peuvent être organisées selon une logique hiérarchique distinguant des conditions nécessaires, des conditions structurantes et des conditions complémentaires. Cette hiérarchisation permet de distinguer les prérequis indispensables à l'utilisation de l'IA des mécanismes organisationnels qui en assurent la maîtrise et la pérennité. Les conditions nécessaires concernent la qualité des données, leur sécurité, leur traçabilité ainsi que l'existence de contrôles d'accès et de validation élémentaires. Sans ces fondements, les systèmes d'IA peuvent produire des résultats rapides mais insuffisamment fiables, en raison d'erreurs, de biais ou d'informations incomplètes. Les conditions structurantes renvoient à la gouvernance, à la validation des modèles, à la documentation des traitements, à la séparation des responsabilités et à la gestion des risques associés aux systèmes intelligents. Elles permettent de transformer l'automatisation en un processus maîtrisé, contrôlable et attribuable. Enfin, les conditions complémentaires concernent l'explicabilité des résultats, la formation des utilisateurs, l'audit périodique des systèmes, l'amélioration continue ainsi que le maintien d'une supervision humaine adaptée. Ces éléments renforcent la confiance dans les dispositifs d'IA et favorisent leur intégration durable dans les processus comptables et financiers.

Cette hiérarchisation montre que toutes les conditions de maîtrise ne jouent pas le même rôle dans la fiabilisation de l'information financière. La qualité des données, la sécurité et la traçabilité constituent des prérequis. La gouvernance et le contrôle interne assurent l'encadrement organisationnel des usages. La formation, l'explicabilité et la supervision humaine contribuent quant à elles à rendre les systèmes d'IA compréhensibles, auditable et acceptables pour les professionnels comme pour les parties prenantes.

Tableau 8 : Hiérarchisation des conditions de maîtrise de l'IA

Niveau	Conditions	Rôle dans la fiabilité
Conditions nécessaires	Qualité des données, sécurité, traçabilité, contrôle des accès	Éviter que l'IA ne produise des résultats rapides mais non fiables
Conditions structurantes	Gouvernance, validation des modèles, documentation, responsabilités	Transformer l'usage de l'IA en processus contrôlé et attribuable
Conditions complémentaires	Formation, explicabilité, audit périodique, amélioration continue	Renforcer la confiance, l'auditabilité et l'apprentissage organisationnel

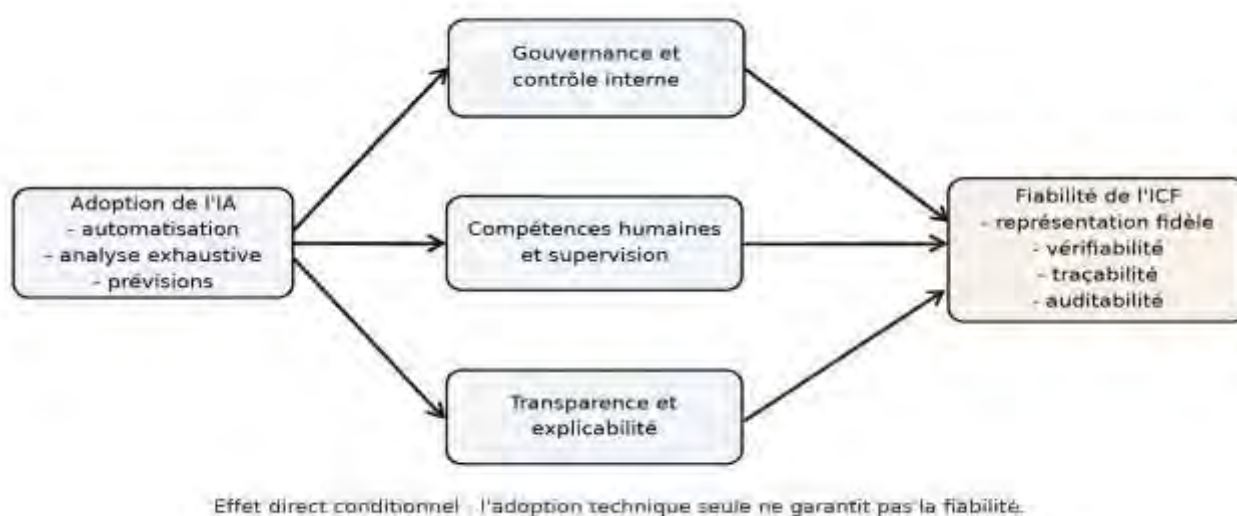
Source : Élaboré par les auteures à partir de la revue de littérature

9. Modèle conceptuel et propositions de recherche

Le modèle conceptuel proposé ne constitue pas une simple synthèse descriptive des facteurs identifiés dans la littérature. Son apport réside dans l'intégration de dimensions généralement étudiées de manière séparée au sein d'un même cadre explicatif de la fiabilité de l'information comptable et financière. Les travaux sur l'automatisation comptable insistent principalement sur les gains d'efficacité opérationnelle ; ceux relatifs au contrôle interne analysent les mécanismes de maîtrise organisationnelle ; tandis que les recherches sur l'intelligence artificielle explicable mettent l'accent sur la transparence et l'auditabilité des systèmes algorithmiques. Le présent modèle articule ces apports afin de montrer que la contribution de l'IA à la fiabilité de l'information financière dépend non seulement de son niveau d'adoption, mais également de la qualité de la gouvernance, des compétences professionnelles mobilisées et du niveau d'explicabilité des systèmes utilisés. L'originalité du modèle réside ainsi dans la mise en évidence d'une logique socio-technique de fiabilisation. L'IA y est considérée comme un levier potentiel dont les effets sont conditionnés par des variables organisationnelles, humaines et informationnelles. Cette approche permet de dépasser les visions déterministes de la technologie et propose un cadre intégrateur susceptible d'être testé empiriquement dans différents contextes organisationnels.

Les flèches pleines représentent les relations directes, tandis que les flèches pointillées indiquent les effets modérateurs ou médiateurs susceptibles d'influencer l'intensité de la relation entre l'adoption de l'IA et la fiabilité de l'information comptable et financière.

Figure 1 : Modèle conceptuel proposé de l'impact de l'IA sur la fiabilité de l'ICF



Source : Élaboré par les auteures à partir de la revue de littérature

Tableau 9 : Propositions de recherche issues de la revue de littérature

Proposition	Formulation	Dimension associée
P1	L'adoption de l'IA dans les processus comptables améliore la fiabilité de l'ICF en réduisant les erreurs de saisie et en renforçant l'automatisation des tâches répétitives.	Adoption / automatisation
P2	L'analyse de l'ensemble des transactions par l'IA renforce la capacité de détection des fraudes, anomalies et incohérences par rapport aux méthodes fondées uniquement sur l'échantillonnage.	Adoption / analyse exhaustive
P3	La mise en place d'un dispositif de gouvernance et de contrôle interne spécifique à l'IA renforce l'effet positif de l'IA sur la fiabilité des données financières.	Gouvernance / contrôle interne
P4	La surveillance continue permise par l'IA améliore la pertinence temporelle et l'actualité de l'information financière.	Contrôle continu / rapidité
P5	L'expertise d'interprétation des professionnels transforme les résultats produits par l'IA en information financière plus fiable, mieux documentée et plus utile.	Compétences humaines
P6	La formation spécialisée des équipes financières réduit les erreurs d'interprétation et facilite la détection des biais liés aux données et aux traitements automatisés.	Formation / supervision
P7	La transparence et l'explicabilité de l'IA renforcent la confiance, l'auditabilité et la fiabilité perçue de l'ICF.	Transparence / IA explicable

Source : Élaboré par les auteures à partir de la revue de littérature

10. Discussion : l'IA comme levier de fiabilité sous conditions de gouvernance

La littérature conduit à une conclusion nuancée : l'IA ne garantit pas à elle seule la fiabilité de l'information comptable et financière. Elle peut améliorer certaines dimensions de cette fiabilité, notamment la rapidité, l'exhaustivité du contrôle, la standardisation des traitements et la détection d'anomalies. Toutefois, ces apports deviennent ambigus lorsque les données sont incomplètes, lorsque les modèles sont opaques, lorsque les alertes sont mal interprétées ou lorsque les responsabilités ne sont pas clairement établies.

Cette discussion permet de dépasser deux positions extrêmes. La première est le techno-optimisme, selon lequel l'IA améliorerait automatiquement la qualité de l'information financière. La seconde est le rejet technologique, selon lequel l'IA serait par nature incompatible avec la fiabilité comptable. La synthèse proposée montre au contraire que l'IA constitue un levier potentiel, mais seulement dans un environnement de contrôle, de compétence et de transparence.

Le contrôle interne demeure donc un cadre pertinent, mais il doit être étendu aux risques algorithmiques. Les contrôles traditionnels sur les autorisations, les justificatifs et les rapprochements doivent être complétés par des contrôles sur les données, les modèles, les usages et la gouvernance. Cette extension rejoint les débats contemporains sur l'accountability et l'audit des systèmes d'IA, qui insistent sur l'importance d'une documentation continue, d'une supervision humaine et d'une capacité à attribuer les décisions.

L'élément humain apparaît également central. L'IA peut accroître les capacités analytiques, mais elle ne remplace pas le jugement professionnel. Un résultat techniquement cohérent peut être comptablement discutable ; inversement, une anomalie statistique peut être économiquement justifiée. La fiabilité naît alors de la rencontre entre performance technique, interprétation professionnelle et responsabilité organisationnelle.

Enfin, la transparence constitue le pont entre performance et confiance. Dans le domaine comptable, il ne suffit pas qu'un système soit performant. Il faut encore que les résultats soient expliqués, documentés et auditables. L'IA explicable n'est donc pas seulement un enjeu technique ; elle devient une condition de légitimité de l'information financière dans un environnement algorithmique.

11. Implications théoriques, pratiques et réglementaires

11.1. Implications théoriques

Sur le plan théorique, l'article contribue à la littérature en proposant une lecture intégrée de la fiabilité de l'information comptable et financière dans un environnement algorithmique. Il articule des champs de recherche souvent mobilisés de manière indépendante, à savoir la qualité de l'information financière, le contrôle interne, l'audit numérique, la gouvernance de l'IA et l'explicabilité, au sein d'un même cadre d'analyse. L'étude enrichit également la théorie de l'agence en introduisant la notion d'asymétrie algorithmique, définie comme l'asymétrie créée par l'interposition de systèmes intelligents dans la production, l'interprétation et le contrôle de l'information financière. Elle suggère ainsi que les problématiques de confiance et de responsabilité ne concernent plus uniquement les acteurs organisationnels, mais également les dispositifs techniques qui participent à la création de l'information.

11.2. Implications pratiques

Sur le plan pratique, l'article montre que l'adoption de l'IA ne doit pas être envisagée comme un simple projet technologique. Elle suppose la mise en place d'un dispositif de gouvernance définissant les responsabilités, les usages autorisés, les contrôles sur les données, les modalités de validation des modèles et les procédures d'escalade en cas d'anomalie. Pour les auditeurs, les contrôleurs internes et les responsables financiers, l'enjeu consiste à évaluer non seulement les résultats produits par les systèmes d'IA, mais également les données, les paramètres, les traitements et les décisions qui les rendent possibles. Les organisations doivent ainsi renforcer les compétences des utilisateurs, documenter les traitements automatisés et intégrer les risques liés à l'opacité, aux biais, à la dépendance technologique et à la cybersécurité dans leurs dispositifs de contrôle interne.

11.3. Implications réglementaires

Sur le plan réglementaire, l'étude met en évidence la convergence croissante entre les exigences de qualité de l'information financière et les cadres émergents de gouvernance de l'intelligence artificielle. Les principes de l'OCDE, le NIST AI Risk Management Framework et le règlement européen sur l'intelligence artificielle reposent sur une logique commune fondée sur la gestion des risques, la transparence, la responsabilité et la supervision humaine. Bien qu'ils ne se substituent pas aux normes comptables ou aux référentiels de contrôle interne, ces dispositifs contribuent à renforcer l'environnement institutionnel dans lequel l'information financière est produite, contrôlée et auditée. Ils invitent ainsi les organisations à intégrer les enjeux liés à l'IA dans leurs dispositifs de conformité, de gouvernance et de gestion des risques.

12. Limites et perspectives de recherche

Cette revue présente trois limites principales. La première est liée au corpus : malgré un protocole documentaire explicité, la revue demeure narrative et ne prétend pas à l'exhaustivité statistique d'une revue systématique ou d'une méta-analyse. La deuxième limite est méthodologique : la sélection et l'organisation des sources impliquent une part d'interprétation, même si les critères de sélection ont été explicités. La troisième limite concerne la portée

externe : les propositions formulées reposent sur une synthèse théorique et doivent être testées empiriquement.\

Les perspectives de recherche doivent être priorisées. La première, la plus immédiate, consiste à tester quantitativement le modèle proposé auprès de professionnels de la comptabilité, de l'audit, du contrôle interne et de la finance. Une deuxième perspective consiste à conduire des études qualitatives approfondies auprès d'organisations ayant déjà intégré l'IA dans leurs processus financiers afin d'observer concrètement les pratiques de gouvernance et d'auditabilité. Une troisième perspective, comparative, permettrait d'analyser l'effet des contextes institutionnels marocain, européen et luxembourgeois sur l'adoption de l'IA et la perception de la fiabilité de l'ICF.

13. Conclusion

Cet article a analysé les conditions dans lesquelles l'intelligence artificielle peut contribuer à la fiabilité de l'information comptable et financière, à partir d'une revue narrative structurée de la littérature. La synthèse montre que l'IA ne constitue ni une garantie automatique de fiabilité ni une menace intrinsèque pour la qualité de l'information financière. Son apport demeure conditionnel : il dépend de la qualité des données, de la robustesse du contrôle interne, de la gouvernance des systèmes, des compétences professionnelles et de l'explicabilité des traitements automatisés.

La contribution principale de cette recherche réside dans la proposition d'un cadre socio-technique de la fiabilité. Dans un environnement algorithmique, la fiabilité ne peut plus être appréhendée uniquement comme le produit de normes comptables ou de contrôles additionnels. Elle résulte de l'articulation entre technologie, jugement professionnel, traçabilité, auditabilité et responsabilité organisationnelle. Cette perspective permet de dépasser les approches strictement technologiques en montrant que la performance des algorithmes ne devient source de confiance que lorsqu'elle est encadrée, documentée et gouvernable.

L'article contribue ainsi aux travaux sur la qualité de l'information financière, la gouvernance de l'IA et l'audit numérique en proposant un modèle conceptuel intégrateur susceptible d'être testé empiriquement. Dans un contexte de diffusion croissante des technologies d'intelligence artificielle, l'enjeu central n'est donc plus seulement d'adopter l'IA, mais de créer les conditions permettant de la rendre fiable, explicable et responsable.

En définitive, la fiabilité de l'information comptable et financière dans un environnement assisté par l'IA ne relève pas d'une performance technologique isolée, mais d'un équilibre entre automatisation, contrôle, transparence et jugement professionnel. C'est à cette condition que l'IA peut devenir un levier crédible de fiabilisation sans affaiblir les exigences de responsabilité et d'auditabilité qui fondent la confiance dans l'information financière.

Références

- (1). Appelbaum, D., Kogan, A., & Vasarhelyi, M. A. (2017). Big data and analytics in the modern audit engagement: Research needs. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, 36(4), 1-27.
- (2). Colasse, B. (2011). Les fondements de la comptabilité. *La Découverte*.
- (3). Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission. (2013). *Internal control: Integrated framework*. COSO.
- (4). Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108-116.
- (5). European Parliament and Council of the European Union. (2024). Regulation (EU) 2024/1689 laying down harmonised rules on artificial intelligence (Artificial Intelligence Act). *Official Journal of the European Union*.

- (6). Financial Accounting Standards Board. (2010). Statement of Financial Accounting Concepts No. 8: Conceptual framework for financial reporting. FASB.
- (7). Hasan, A. R. (2022). Artificial intelligence (AI) in accounting and auditing: A literature review. *Open Journal of Business and Management*, 10(1), 440-465.
- (8). International Accounting Standards Board. (2018). Conceptual framework for financial reporting. IFRS Foundation.
- (9). International Federation of Accountants. (2018). Handbook of international quality control, auditing, review, other assurance, and related services pronouncements. IFAC.
- (10). Issa, H., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2016). Research ideas for artificial intelligence in auditing: The formalization of audit and workforce supplementation. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13(2), 1-20.
- (11). 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.
- (12). 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.
- (13). Langer, M., Baum, K., Hartmann, K., Hessel, S., Speith, T., & Wahl, J. (2021). Explainability auditing for intelligent systems: A rationale for multi-disciplinary perspectives. In *Proceedings of the 2021 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAccT '21)*.
- (14). Leitner-Hanetseder, S., Lehner, O. M., Eisl, C., & Forstenlechner, C. (2021). A profession in transition: Actors, tasks and roles in AI-based accounting. *Journal of Applied Accounting Research*, 22(3), 539-556.
- (15). Michaïlesco, C. (2000). Qualité de l'information comptable. In B. Colasse (Éd.), *Encyclopédie de comptabilité, contrôle de gestion et audit*. Economica.
- (16). Mökander, J. (2024). Auditing of AI: Legal, ethical and technical approaches. *Digital Society*, 3, Article 49.
- (17). Mökander, J., & Floridi, L. (2021). Ethics-based auditing to develop trustworthy AI. *Minds and Machines*, 31(2), 323-327.
- (18). Moll, J., & Yigitbasioglu, O. (2019). The role of internet-related technologies in shaping the work of accountants: New directions for accounting research. *The British Accounting Review*, 51(6), 100833.
- (19). National Institute of Standards and Technology. (2023). Artificial Intelligence Risk Management Framework (AI RMF 1.0). U.S. Department of Commerce.
- (20). O'Neil, C. (2016). *Weapons of math destruction: How big data increases inequality and threatens democracy*. Crown.
- (21). Organisation for Economic Co-operation and Development. (2019). Recommendation of the Council on Artificial Intelligence. OECD.
- (22). Organisation for Economic Co-operation and Development. (2024). OECD AI principles: Overview. OECD.
- (23). Roos, D. (2025). Adopting artificial intelligence in accounting: Prerequisites and suitable accounting processes. *Journal of Electronic Business & Digital Economics*.
- (24). Ross, S. A. (1973). The economic theory of agency: The principal's problem. *American Economic Review*, 63(2), 134-139.
- (25). Snyder, H. (2019). Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 104, 333-339.
- (26). Torraco, R. J. (2005). Writing integrative literature reviews: Guidelines and examples. *Human Resource Development Review*, 4(3), 356-367.
- (27). Torraco, R. J. (2016). Writing integrative literature reviews: Using the past and present to explore the future. *Human Resource Development Review*, 15(4), 404-428.

- (28). Tranfield, D., Denyer, D., & Smart, P. (2003). Towards a methodology for developing evidence-informed management knowledge by means of systematic review. *British Journal of Management*, 14(3), 207-222.
- (29). Vasarhelyi, M. A., Kogan, A., & Tuttle, B. M. (2015). Big data in accounting: An overview. *Accounting Horizons*, 29(2), 381-396.
- (30). Wassie, F. A., & Lakatos, L. P. (2024). Artificial intelligence and the future of the internal audit function. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11, 488.
- (31). Webster, J., & Watson, R. T. (2002). Analyzing the past to prepare for the future: Writing a literature review. *MIS Quarterly*, 26(2), xiii-xxiii.