

L'intelligence artificielle au service de la communication économique et financière : enjeux, pratiques et perspectives pour une information plus transparente et efficiente

Artificial Intelligence in Economic and Financial Communication: Challenges, Practices, and Perspectives for More Transparent and Efficient Information

Nouhad LAOUANE, (PhD Student in Economics and Management)

Laboratoire de Recherche Pluridisciplinaire en Économie et Gestion (LARPEG)

Faculté d'Economie et de Gestion de Béni Mellal,

Université Sultan Moulay Slimane, Béni Mellal, Maroc.

Mohamed Amine CHAFQAOU, (PhD Student in Economics and Management)

Laboratoire de Recherche Pluridisciplinaire en Économie et Gestion (LARPEG)

Faculté d'Economie et de Gestion de Béni Mellal,

Université Sultan Moulay Slimane, Béni Mellal, Maroc

Abdelhadi DARKAOU, (Professor - Researcher in Economics and Management)

Laboratoire de Recherche Pluridisciplinaire en Économie et Gestion (LARPEG)

Faculté d'Economie et de Gestion de Béni Mellal,

Université Sultan Moulay Slimane, Béni Mellal, Maroc

Nabil TILAOU, (PhD Student in Economics and Management)

Laboratoire de Recherche Pluridisciplinaire en Économie et Gestion (LARPEG)

Faculté d'Economie et de Gestion de Béni Mellal,

Université Sultan Moulay Slimane, Béni Mellal, Maroc

Adresse de correspondance :	Faculté des Sciences Économiques et de Gestion, Université Sultan Moulay Slimane, Béni Mellal, Maroc. nouhad.laouane@usms.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	LAOUANE, N., CHAFQAOU, M. A., DARKAOU, A., & TILAOU, N. (2026). L'intelligence artificielle au service de la communication économique et financière : enjeux, pratiques et perspectives pour une information plus transparente et efficiente. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 7(13), 44–67. https://doi.org/10.5281/zenodo.23352202
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

Received: 06/08/2026

Accepted: 10/10/2026

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

ISSN: 2658-8455

Volume 7, Issue 13 (2026)

Artificial Intelligence in Economic and Financial Communication: Challenges, Practices, and Perspectives for More Transparent and Efficient Information

Résumé

Les travaux sur l'intelligence artificielle (IA) en finance portent surtout sur l'audit, la détection de fraude et l'analyse financière. Peu d'entre eux proposent un cadre qui relie l'IA, la qualité de l'information, la transparence et la performance décisionnelle. Cet article pose la question suivante : dans quelle mesure et sous quelles conditions l'IA transforme-t-elle la communication économique et financière en améliorant la qualité de l'information, la transparence et l'efficacité décisionnelle ? En s'appuyant sur la théorie de l'agence, l'asymétrie informationnelle et la gouvernance de l'information, l'article propose un modèle conceptuel qui relie ces quatre variables, avec trois modérateurs : la gouvernance des dispositifs informationnels, la qualité des données et la complémentarité humain-IA. Le modèle donne lieu à huit hypothèses. Une enquête qualitative exploratoire, menée par entretiens semi-directifs auprès de vingt-trois professionnels des secteurs public, privé et semi-public au Maroc, montre que les discours soutiennent majoritairement le modèle, avec des taux de soutien de 39 % à 70 % selon les hypothèses. Les répondants signalent aussi des risques d'opacité algorithmique, de biais et d'hallucinations, ainsi qu'un retard d'adoption dans le secteur public. Les résultats plaident pour une lecture contingente de l'IA : sa valeur ajoutée dépend de la qualité des données, de la gouvernance et de l'intervention humaine.

Mots clés : Intelligence artificielle, Communication économique et financière, Qualité de l'information, Transparence, Gouvernance, Performance décisionnelle.

JEL Classification : D82, M41, O33, G30

Type du papier : Recherche empirique qualitative exploratoire

Abstract

This article examines whether, and under what conditions, artificial intelligence (AI) improves economic and financial communication through better information quality, transparency and decision-making efficiency. Drawing on agency theory, information asymmetry and information governance, it proposes a conceptual model in which AI affects information quality, information quality shapes transparency, and transparency improves decision-making performance. The model also includes a direct effect of AI on decision-making performance and a risk of algorithmic opacity. Three moderating variables are considered: information governance arrangements, data quality, and the complementarity between human expertise and AI systems. Together, these yield eight research hypotheses. An exploratory qualitative study based on semi-structured interviews with twenty-three professionals from the public, private and semi-public sectors in Morocco, analysed thematically, shows that AI is mainly perceived as a tool for automation, reliability and decision support, chiefly because it reduces human error and handles large volumes of data. These effects depend on the quality of input data, on governance arrangements and on continued human oversight. Respondents also report risks of algorithmic opacity, bias, hallucinations and breaches of confidentiality, and the public sector lags behind in adoption. The findings support a contingent, non-deterministic view of AI in economic and financial communication: its value depends on data quality, governance and human judgment more than on the technology itself.

Keywords: Artificial intelligence, Economic and financial communication, Information quality, Transparency, Governance, Decision-making performance.

Classification JEL: D82, M41, O33, G30

Paper type: Exploratory qualitative empirical research

1. Introduction

La communication économique et financière occupe une place centrale dans la gouvernance des organisations. Elle ne se réduit plus à une obligation comptable ou réglementaire de diffusion : elle sert aussi à légitimer l'organisation, à coordonner les acteurs et à éclairer les décisions. Avec l'accélération des flux d'information, la complexité croissante des marchés et les attentes des parties prenantes en matière de fiabilité, de rapidité et de transparence, produire une information économique et financière pertinente est devenu un enjeu de performance.

Ce rôle est bien établi dans la littérature sur la divulgation financière : les besoins d'information naissent des conflits d'agence et des asymétries d'information entre dirigeants, investisseurs et autres parties prenantes (Jensen & Meckling, 1976 ; Healy & Palepu, 2001).

L'intelligence artificielle est, dans ce contexte, une technologie de rupture capable de modifier la façon dont l'information financière est produite, traitée, interprétée et diffusée. L'apprentissage automatique, le traitement automatique du langage naturel, l'analyse prédictive et l'automatisation du reporting promettent une divulgation plus rapide, une analyse plus fine des données textuelles et chiffrées, et une information plus accessible, plus cohérente et potentiellement plus utile aux décideurs.

Des travaux récents suggèrent en effet que l'adoption de l'IA peut améliorer la lisibilité, la précision et la qualité de l'information publiée, tout en renforçant les capacités d'analyse et de surveillance (Almasarwah et al., 2024 ; Shaban & Omoush, 2025).

Cette promesse doit toutefois être examinée sans naïveté technique.

L'introduction de l'IA dans la communication économique et financière ne produit pas automatiquement plus de transparence. Elle peut même déplacer les zones d'opacité. Une information plus rapide n'est pas forcément plus intelligible, une automatisation plus poussée ne garantit pas une meilleure gouvernance, et un traitement algorithmique performant peut s'accompagner de problèmes de biais, d'explicabilité, de traçabilité ou de responsabilité. Les travaux sur l'opacité algorithmique montrent que les systèmes automatisés peuvent créer une nouvelle asymétrie d'information, cette fois entre les utilisateurs et la logique interne des systèmes qui produisent l'information (Burrell, 2016).

Les recherches sur l'IA se sont beaucoup développées dans l'audit, la détection de fraude, l'analyse financière et la transformation digitale. Peu de travaux, en revanche, traitent la communication économique et financière comme un objet de gouvernance et de création de valeur informationnelle. Les approches existantes privilégient soit une lecture technologique centrée sur les gains d'efficacité, soit une lecture fonctionnelle de la divulgation, sans relier de façon systématique l'IA à la qualité de l'information, à la transparence et à la performance décisionnelle. Or la littérature sur la divulgation financière a montré que la qualité d'un reporting dépend aussi de sa lisibilité et de sa crédibilité, et pas seulement de son contenu (Healy & Palepu, 2001 ; Li, 2008).

Il manque donc un modèle conceptuel explicite qui précise dans quelles conditions l'IA améliore effectivement la communication économique et financière, et par quels mécanismes intermédiaires cette amélioration se traduit en gains de transparence et d'efficacité décisionnelle. Affirmer que l'IA transforme l'information financière ne suffit pas : il faut comprendre comment cette transformation s'opère, à quelles conditions elle crée de la valeur et dans quels cas elle peut au contraire fragiliser la qualité de l'information et la gouvernance. Dans cette optique, la question de recherche qui guide cet article est la suivante : *Dans quelle mesure et sous quelles conditions l'intelligence artificielle transforme-t-elle la communication économique et financière en améliorant la qualité de l'information, la transparence et l'efficacité décisionnelle ?*

Pour y répondre, l'article procède en trois temps. Il propose d'abord une lecture critique de la littérature croisant intelligence artificielle, divulgation financière, asymétrie d'information et

gouvernance. Il construit ensuite un modèle conceptuel qui relie l'usage de l'IA à la qualité de l'information, puis à la transparence, avant d'examiner ses effets sur la performance décisionnelle.

Il identifie enfin les variables qui conditionnent ces relations : la gouvernance des dispositifs informationnels, la qualité des données et la complémentarité entre capacités humaines et algorithmiques. Ce positionnement permet de dépasser une vision purement instrumentale de l'IA et de la replacer dans une problématique de gouvernance informationnelle et de pilotage organisationnel.

L'étude porte sur le Maroc et sur des professionnels des secteurs public, privé et semi-public, ce qui délimite son périmètre empirique et sa portée. Elle se distingue des travaux les plus proches. Shaban et Omoush (2025) étudient la transparence financière et la gouvernance d'entreprise en Jordanie. Neiroukh et Çağlar (2025) relient la qualité des systèmes d'information, le reporting financier et la gouvernance verte. Almasarwah et al. (2024) analysent, à partir d'entretiens semi-directifs, l'effet de l'IA sur la transparence et la performance financière des entreprises. La présente recherche propose un cadre centré sur la communication économique et financière, qui articule qualité de l'information, transparence et performance décisionnelle, intègre explicitement des variables modératrices, et le confronte à une enquête de terrain dans un contexte encore peu étudié. Le Conseil Économique, Social et Environnemental relève d'ailleurs un développement encore inégal des usages de l'IA selon les secteurs au Maroc (CESE, 2024), ce qui justifie une investigation empirique du phénomène.

La recherche apporte trois contributions. Sur le plan théorique, elle propose un cadre conceptuel reliant l'intelligence artificielle, la qualité de l'information, la transparence et la performance décisionnelle, fondé sur la théorie de l'agence, l'asymétrie informationnelle et la gouvernance de l'information. Sur le plan empirique, elle documente, à partir d'entretiens avec 23 professionnels, des mécanismes que la littérature a surtout traités de façon conceptuelle. Sur le plan managérial et institutionnel, elle formule des recommandations différenciées selon les secteurs et des pistes d'action pour les pouvoirs publics engagés dans la transformation numérique des administrations.

2. Revue de littérature et développement des hypothèses

2.1. Intelligence artificielle et transformation de l'information économique et financière

L'intelligence artificielle (IA) transforme progressivement les processus informationnels des organisations. Dans le domaine économique et financier, elle ne se limite plus à automatiser des opérations techniques : elle modifie la collecte, le traitement, l'analyse et la diffusion de l'information (Brynjolfsson & McAfee, 2017 ; Davenport & Ronanki, 2018). L'apprentissage automatique, le traitement algorithmique des données et l'analyse prédictive permettent de traiter plus vite des volumes d'information croissants et d'en tirer davantage pour la décision. Cette évolution fait partie de la transformation digitale des fonctions financières. L'IA automatise des tâches répétitives, renforce la capacité d'analyse des données et permet de produire une information plus rapide et potentiellement plus précise, avec moins d'erreurs humaines (Appelbaum et al., 2017). Dans des environnements économiques complexes, où les flux d'information se multiplient, ces technologies peuvent améliorer la performance des systèmes d'information financière.

L'apport de l'IA ne se réduit pas pour autant à un gain d'efficacité technique. Son intégration modifie aussi la production de l'information, la coordination entre les acteurs et la circulation des connaissances dans l'organisation. L'IA est donc à la fois une innovation instrumentale et une transformation organisationnelle et cognitive, qui touche la manière dont l'information économique et financière est construite, interprétée et utilisée.

L'intérêt scientifique de l'IA dans ce champ tient ainsi autant à son potentiel d'amélioration de la qualité de l'information qu'à sa capacité à modifier les rapports entre technologie, expertise et décision.

2.2. Communication économique et financière : enjeux de transparence et d'asymétrie informationnelle

La communication économique et financière est un mécanisme central de gouvernance. Elle vise à transmettre aux parties prenantes une information utile, crédible et intelligible, afin de réduire les asymétries d'information et d'éclairer les décisions (Akerlof, 1970 ; Jensen & Meckling, 1976). L'asymétrie informationnelle est une notion fondatrice de la littérature économique et financière : lorsque certains acteurs en savent plus que d'autres, des déséquilibres apparaissent et peuvent dégrader la qualité des décisions, la confiance et l'efficacité des échanges.

La communication économique et financière remplit ainsi deux fonctions. Elle réduit l'incertitude informationnelle, et elle sert de dispositif de discipline dans la relation entre dirigeants, investisseurs et autres parties prenantes. La transparence devient alors une exigence majeure, puisqu'elle conditionne la lisibilité, la crédibilité et l'utilité de l'information diffusée. La transparence ne dépend cependant pas seulement de la quantité d'information produite. Elle dépend aussi de sa qualité, c'est-à-dire de sa fiabilité, de sa clarté, de sa pertinence et de la possibilité de l'interpréter correctement. Une information abondante mais peu compréhensible, biaisée ou difficile à exploiter réduit mal l'asymétrie informationnelle.

L'IA peut, dans ce cadre, renforcer la transparence. En accélérant le traitement des données, en organisant l'information et en améliorant les outils d'analyse, elle peut contribuer à une communication économique et financière plus structurée et plus accessible. Cet effet reste toutefois ambivalent. Les systèmes algorithmiques peuvent aussi produire de nouvelles formes d'opacité, en particulier lorsque leurs mécanismes de traitement deviennent difficiles à comprendre pour les utilisateurs (Burrell, 2016). L'IA peut ainsi réduire certaines asymétries tout en en créant d'autres, liées à la complexité technique ou au manque d'explicabilité.

La relation entre IA et transparence n'est donc pas univoque. Il faut l'analyser comme une relation conditionnelle, où les effets positifs de l'automatisation coexistent avec des risques d'opacité algorithmique.

2.3. IA, gouvernance et qualité de l'information

L'efficacité de l'IA dans la communication économique et financière dépend largement des conditions organisationnelles de son déploiement, à commencer par la qualité des données. Les systèmes d'IA ne produisent pas une intelligence indépendante de leur environnement informationnel : ils travaillent sur des données existantes, dont la fiabilité, la cohérence et la pertinence déterminent la qualité des résultats. Des données incomplètes, biaisées ou mal structurées peuvent compromettre tout le processus d'analyse et de communication. Mikalef et al. (2020) montrent d'ailleurs que la valeur créée par les capacités analytiques dépend des ressources en données et des compétences qui les accompagnent.

La gouvernance joue aussi un rôle central. Intégrer l'IA dans les processus économiques et financiers suppose des mécanismes d'encadrement, de supervision et de contrôle. La gouvernance assure la cohérence entre les outils mobilisés et les exigences de fiabilité, de responsabilité et de transparence propres à la communication financière (Shaban & Omoush, 2025 ; Neiroukh & Çağlar, 2025). Elle limite également les risques d'usage inapproprié, de dépendance excessive aux systèmes automatisés et de dilution des responsabilités.

La complémentarité entre l'humain et la machine est un autre enjeu. L'IA peut améliorer l'analyse et accélérer le traitement de l'information, mais elle ne remplace pas le jugement humain. Interpréter, contextualiser et valider les résultats restent des tâches humaines, surtout

lorsque les décisions ont une portée stratégique, organisationnelle ou éthique (Jarrahi, 2018). L'efficacité de l'IA dépend donc de ses performances techniques, mais aussi de la capacité des professionnels à l'intégrer de façon critique dans leurs pratiques.

L'IA n'est donc pas, à elle seule, un facteur d'amélioration de la communication économique et financière. Son efficacité résulte de l'articulation entre technologie, qualité des données, gouvernance et expertise humaine. C'est cette articulation qui explique que ses effets soient positifs dans certains contextes et plus ambivalents dans d'autres.

2.4 Modèle conceptuel

Le modèle conceptuel repose sur une chaîne de relations : l'intelligence artificielle influence la qualité de l'information, qui conditionne le niveau de transparence, lequel améliore à son tour la performance décisionnelle.

Il s'agit d'une logique de médiation : les effets de l'IA ne sont pas seulement directs, ils passent surtout par l'amélioration de la fiabilité, de la pertinence et de la lisibilité de l'information économique et financière.

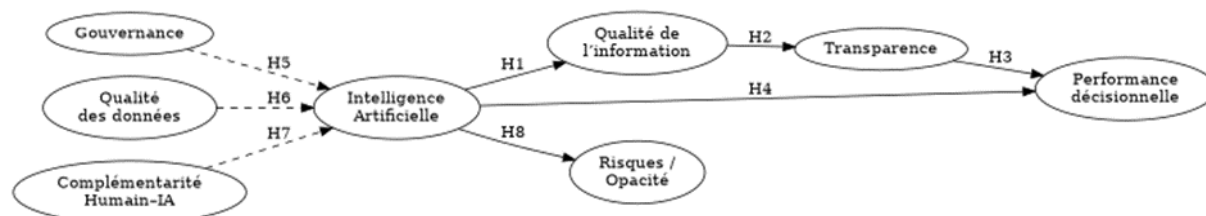
Le modèle comprend aussi un effet direct de l'IA sur la performance décisionnelle, lié à sa capacité à fournir des outils d'analyse, d'anticipation et de traitement rapide de l'information.

Il tient compte, par ailleurs, de l'ambivalence de l'IA : si elle peut renforcer la transparence, elle peut aussi générer une opacité algorithmique, due à la complexité des modèles et à leur faible explicabilité.

Enfin, le modèle est conditionnel. Trois variables modératrices peuvent modifier l'intensité et le sens des relations étudiées : la qualité des données, les dispositifs de gouvernance et la complémentarité entre expertise humaine et systèmes d'IA.

Cette approche dépasse une vision strictement technologique de l'IA et l'inscrit dans une perspective organisationnelle et informationnelle.

Figure 1. Modèle conceptuel de la recherche



Source : Élaboration des auteurs à partir de la littérature

La figure 1 présente le modèle conceptuel, avec les relations entre les variables principales, les mécanismes médiateurs et les facteurs conditionnels.

2.5 Développement des hypothèses

H1 : L'usage de l'intelligence artificielle améliore la qualité de l'information économique et financière.

H2 : La qualité de l'information améliore la transparence de la communication économique et financière.

H3 : La transparence de l'information améliore la performance décisionnelle.

H4 : L'usage de l'intelligence artificielle améliore directement la performance décisionnelle.

H5a : Les dispositifs de gouvernance renforcent l'effet de l'IA sur la qualité de l'information.

H5b : Les dispositifs de gouvernance renforcent l'effet de l'IA sur la transparence.

H6 : La qualité des données renforce l'impact de l'IA sur la qualité de l'information.

H7 : La complémentarité entre expertise humaine et intelligence artificielle renforce l'efficacité de l'IA dans la communication économique et financière.

H8 : L'usage de l'intelligence artificielle peut générer des risques d'opacité susceptibles de limiter la transparence de l'information.

3. Méthodologie

3.1. Positionnement de la recherche

Cette recherche adopte une démarche qualitative exploratoire. Ce choix tient à la nature du phénomène, encore émergent et en évolution rapide, et à l'objectif poursuivi : comprendre les perceptions, les usages et l'expérience des professionnels en matière d'IA appliquée à la communication économique et financière.

L'approche qualitative permet d'explorer les logiques, les représentations et les pratiques effectives des acteurs. Elle convient à l'étude de phénomènes complexes, fortement dépendants du contexte organisationnel.

3.2. Stratégie de collecte des données

La collecte des données repose sur une enquête qualitative exploratoire menée à l'aide d'entretiens semi-directifs.

Les entretiens ont été réalisés auprès de professionnels de différents secteurs, soit en présentiel dans leur organisation, soit à distance par visioconférence. Cette double modalité a permis d'accéder à des profils variés tout en tenant compte des disponibilités des répondants.

Un guide d'entretien a structuré les échanges autour des thèmes de la recherche, tout en laissant aux participants une marge d'expression. Les questions portaient sur les usages de l'IA, ses effets sur la qualité de l'information, la transparence et la prise de décision, ainsi que sur ses limites, ses risques et ses conditions d'efficacité.

Les propos ont été traités de manière anonyme, afin de favoriser la sincérité des réponses.

Les entretiens, conduits en français, ont duré en moyenne 45 minutes. Ils ont été menés oralement ; un formulaire numérique (Google Forms) a servi de support à la prise de notes structurée et à la restitution des propos.

3.3. Population et échantillon

La population étudiée est composée de professionnels des secteurs public, privé et semi-public impliqués dans la production, l'analyse, le traitement ou la diffusion de l'information économique et financière.

Les répondants ont été choisis par échantillonnage raisonné, en fonction de leur exposition directe à la communication économique et financière, et de façon à diversifier les fonctions (contrôle de gestion, comptabilité, audit, direction financière, support technique) et les secteurs (public, privé, semi-public).

L'échantillon compte 23 répondants, interrogés en deux vagues successives : 14 lors de la première (E1 à E14), puis 9 lors de la seconde (E15 à E23). La seconde vague visait à diversifier les fonctions représentées, notamment vers la direction, le contrôle de gestion et les ressources humaines.

3.4. Méthode d'analyse des données

Les données collectées ont fait l'objet d'une analyse thématique.

Elle consiste à identifier, coder et regrouper les éléments récurrents des discours afin de construire des catégories d'analyse liées aux dimensions du modèle conceptuel.

L'analyse s'est appuyée sur une démarche en plusieurs étapes :

lecture approfondie des entretiens, identification des thèmes récurrents, regroupement en catégories analytiques, puis mise en relation avec les concepts théoriques.

La récurrence des thèmes et la diversité des points de vue ont fait l'objet d'une attention particulière. Le codage a été réalisé manuellement par les auteurs, puis discuté collectivement afin de limiter les biais d'interprétation individuels et de stabiliser les catégories retenues.

Aucun logiciel d'analyse qualitative assistée par ordinateur (de type NVivo) n'a été mobilisé : l'ensemble du corpus des 23 entretiens a fait l'objet d'un traitement manuel, à partir des notes structurées recueillies pour chaque entretien.

3.5. Limites de la démarche

Le recours à une approche qualitative exploratoire présente certaines limites, notamment en termes de généralisation des résultats.

L'objectif n'est toutefois pas de généraliser, mais de comprendre les mécanismes, les perceptions et les conditions d'usage de l'IA dans la communication économique et financière. Cette étude est donc une première étape, à prolonger par des recherches empiriques à plus grande échelle.

3.6. Considérations éthiques

Avant chaque entretien, les répondants ont été informés de l'objectif de la recherche, du caractère anonyme et confidentiel du traitement de leurs propos, et de leur droit de refuser de répondre ou de se retirer à tout moment. Leur participation reposait sur un consentement oral éclairé. Les notes d'entretien ont été conservées sur un support sécurisé, accessible aux seuls auteurs, et les noms ont été remplacés par des codes (E1 à E23) dès la saisie, afin de garantir l'anonymat des répondants et de leurs organisations.

4. Résultats de l'étude qualitative

Cette section présente les résultats de l'analyse thématique des entretiens menés auprès des 23 répondants. Le codage a combiné une grille issue du modèle conceptuel et une ouverture aux thèmes que celui-ci ne prévoyait pas. Les verbatim sont reproduits tels qu'ils ont été consignés et servent à étayer chaque argument, conformément aux pratiques de la recherche qualitative en sciences de gestion (Miles & Huberman, 1994 ; Paillé & Mucchielli, 2012). L'analyse suit les cinq dimensions du modèle (usages, qualité de l'information, transparence, prise de décision, limites et conditions d'efficacité), puis confronte les résultats aux huit hypothèses.

4.1. Profil de l'échantillon

L'échantillon a été constitué de manière à diversifier les secteurs, les fonctions et les niveaux d'expérience, afin de recueillir des perceptions issues de contextes d'intégration de l'IA différents.

Sur les 23 répondants, 15 travaillent dans le secteur privé (65 %), 5 dans le secteur public (22 %) et 3 dans le secteur semi-public ou mixte (13 %). La finance-comptabilité est le domaine le plus représenté (9 répondants, 39 %), devant les systèmes d'information (6, 26 %), le contrôle de gestion et l'audit (4, 17 %), la direction et le management (3, 13 %) et la gestion de projet (1, 4 %). La majorité déclare une familiarité moyenne avec l'IA (15 répondants, 65 %), 7 un niveau élevé (30 %) et 1 seul un niveau faible (4 %). La place de l'IA dans les environnements de travail varie : modérée pour 39 % des répondants, importante pour 35 %, faible ou nulle pour 26 %. Cette dispersion est utile à l'analyse, car elle donne accès à des perceptions ancrées dans des niveaux d'intégration très différents ; elle confirme aussi que la place de l'IA reste inégale selon les secteurs et les fonctions.

Tableau 1. Profil des répondants

Code	Secteur	Domaine	Fonction	Expérience	Familiarité IA	Place IA
E1	Privé	Finance / Comptabilité	Responsable agence bancaire	> 10 ans	Faible	Modérée
E2	Public	SI / IT	Technicien informatique	> 10 ans	Moyen	Faible
E3	Privé	Finance / Comptabilité	Analyste OPEX	< 2 ans	Moyen	Modérée
E4	Privé	Chefferie de projet	Cheffe de projet Telecom	< 2 ans	Moyen	Modérée
E5	Public	Direction / Management	Agent administratif	2-5 ans	Moyen	Faible
E6	Public	Finance / Comptabilité	Administrateur service financier	6-10 ans	Élevé	Aucune
E7	Public	Contrôle / Audit	Inspecteur	2-5 ans	Moyen	Faible
E8	Privé	Finance / Comptabilité	Gestionnaire de trésorerie	< 2 ans	Moyen	Modérée
E9	Privé	Finance / Comptabilité	Cadre bancaire	6-10 ans	Élevé	Importante
E10	Privé	SI / IT	Support technique	2-5 ans	Moyen	Importante
E11	Privé	Finance / Comptabilité	Conseiller clientèle	2-5 ans	Moyen	Modérée
E12	Privé	SI / IT	Cadre IT	> 10 ans	Moyen	Importante
E13	Privé	SI / IT	Technicien informatique	2-5 ans	Moyen	Faible
E14	Privé	SI / IT	Ingénieur support	2-5 ans	Élevé	Modérée
E15	Privé	Finance / Comptabilité	Gestionnaire clientèle	> 10 ans	Moyen	Faible
E16	Privé	Finance / Comptabilité	Cadre bancaire	6-10 ans	Élevé	Importante
E17	Semi-public	Contrôle / Audit	Auditeur	2-5 ans	Moyen	Modérée
E18	Semi-public	Direction / Management	Responsable budgétaire	> 10 ans	Élevé	Importante
E19	Privé	Direction / Management	Responsable RH	> 10 ans	Moyen	Importante
E20	Public	Contrôle / Audit	Auditeur interne	6-10 ans	Moyen	Modérée
E21	Semi-public	Finance / Comptabilité	Directeur administratif et financier	6-10 ans	Moyen	Modérée
E22	Privé	SI / IT	Responsable informatique	2-5 ans	Élevé	Importante
E23	Privé	Contrôle / Audit	Agent de contrôle de gestion	2-5 ans	Élevé	Importante

Source : Enquête des auteurs (2026). E = Entretien.

Figure 2. Répartition sectorielle, familiarité et place de l'IA (N=23)

Secteur privé	15 (65%)
Secteur public	5 (22%)
Secteur semi-public / mixte	3 (13%)
Familiarité IA : Moyen	15 (65%)
Familiarité IA : Élevé	7 (30%)
Place IA : Modérée	9 (39%)
Place IA : Importante	8 (35%)

Source : Enquête des auteurs (2026).

4.2. Usages concrets de l'IA dans la communication économique et financière

Les usages décrits par les répondants sont très hétérogènes. Ils se répartissent en cinq configurations.

4.2.1. Automatisation du reporting et production documentaire

C'est l'usage le plus structuré et celui sur lequel les répondants convergent le plus. Plusieurs d'entre eux décrivent l'apport de l'IA à la génération automatique de rapports et à l'analyse de données à grande échelle, en finance mais aussi en gestion budgétaire, en direction administrative et financière et en contrôle de gestion.

« L'IA permet d'automatiser la génération de rapports financiers, de synthèses ou de tableaux de bord à partir de grandes quantités de données. Cela réduit le temps de traitement et limite les erreurs humaines. » (E4, Cheffe de projet, secteur privé)

« J'utilise l'IA pour automatiser la production des rapports budgétaires, analyser les écarts entre prévisions et réalisations et détecter les anomalies. » (E18, Responsable budgétaire, secteur semi-public)

« Elle nous fait gagner du temps pour préparer les reportings et analyser les écarts budgétaires. » (E23, Agent de contrôle de gestion, secteur privé)

Ce bénéfice est cité par des profils très différents : gestion de projet, trésorerie, informatique, contrôle budgétaire. Les répondants décrivent l'IA comme un accélérateur de la production d'information, qui libère du temps pour l'analyse et réduit les erreurs de saisie. Les témoignages de E18, E21, E22 et E23 montrent que cet usage dépasse le périmètre comptable et touche la gestion budgétaire et le pilotage de la performance.

4.2.2. Analyse prédictive, intelligence comportementale et analyse de sentiment

Le secteur bancaire présente les usages les plus avancés. E9, cadre bancaire ayant six à dix ans d'expérience et une bonne familiarité avec l'IA, en donne la description la plus détaillée ; E16 et E15 la complètent.

« L'IA permet une meilleure compréhension du comportement des clients, une détection précise de leurs besoins, un ciblage efficace des produits financiers et la conception d'offres personnalisées. Elle améliore également la visibilité, l'accessibilité et la transparence de l'information économique et financière. » (E9, Cadre bancaire, secteur privé)

« Informations bien ciblées, meilleure connaissance du client et de ses besoins, placements sur mesure. » (E16, Cadre bancaire, secteur privé)

« Analyse de sentiment, extraction des données, etc. » (E15, Gestionnaire clientèle, secteur privé)

Le témoignage de E15 introduit un usage qui n'apparaît nulle part ailleurs dans le corpus : l'analyse de sentiment, une technique de traitement du langage naturel appliquée à la relation client. Avec E9 et E16, il confirme que la banque est le terrain où l'IA est la plus intégrée. Elle y sert à la connaissance des clients, à la personnalisation commerciale et à la transparence de l'information, bien au-delà de l'automatisation opérationnelle.

4.2.3. Adoption circonscrite et prudente dans le secteur public et les fonctions de contrôle

Dans le secteur public, les usages se limitent à des procédures précises et ne s'accompagnent pas d'une transformation organisationnelle d'ensemble. Le témoignage de E20, en audit interne, va dans le même sens.

« Le traitement des délais à titre d'exemple et l'automatisation des procédures de paiement des factures. » (E6, Administrateur service financier, secteur public)

« Honnêtement, son utilisation reste assez ciblée. Elle sert surtout à accélérer certains traitements, mais les documents sensibles continuent d'être vérifiés manuellement. » (E20, Auditeur interne, secteur public)

Ces témoignages montrent une adoption orientée vers la résolution de difficultés opérationnelles plutôt que vers une transformation des pratiques de communication financière ; la vérification humaine reste la règle pour les documents sensibles. E7 (inspecteur, secteur public) indique même que l'IA n'est « pas encore intégrée dans les pratiques liées à la production ou à l'analyse de l'information économique et financière » dans son environnement. Ce retard du secteur public et, dans une moindre mesure, des fonctions de contrôle est un résultat transversal de l'étude (voir section 5.4). Il rejoint le constat du CESE (2024) sur le développement encore inégal de l'IA dans les administrations marocaines.

4.2.4. Usage diffus et non formalisé

Pour plusieurs répondants, notamment ceux dont la fonction n'est pas directement liée à la finance, les usages restent généraux et peu conscientisés.

« Je ne l'utilise pas dans ce sens. » (E2, Technicien informatique, secteur public)

« Facilite les tâches. » (E10, Support technique, secteur privé)

« Facilite la recherche des données. » (E17, Auditeur, secteur semi-public)

Ces réponses brèves méritent d'être prises au sérieux. Elles indiquent que l'IA est connue comme outil général, mais que son application à la communication économique et financière reste absente ou peu identifiée, y compris dans des fonctions d'audit directement concernées par la fiabilité de l'information.

4.2.5. Une configuration émergente : la diffusion de l'usage vers des fonctions non financières

Tableau 2. Catégories d'usages identifiées et répondants associés

Catégorie d'usage	Répondants	N	% échantillon
Automatisation reporting / tableaux de bord	E3, E4, E8, E12, E18, E21, E22, E23	8	35 %
Analyse prédictive / détection d'anomalies / analyse de sentiment	E4, E8, E9, E15	4	17 %
Personnalisation client / ciblage financier	E9, E16	2	9 %
Automatisation de procédures administratives (secteur public)	E6	1	4 %
Usage général / aide à la tâche (diffus)	E1, E2, E5, E10, E11, E13, E17	7	30 %
Non-usage déclaré ou absent	E2, E7	2	9 %
Diffusion vers des fonctions non financières (RH, management)	E19	1	4 %
Usage circonscrit et sous contrôle humain renforcé (audit / secteur public)	E20	1	4 %

Source : Analyse thématique des auteurs. Un même répondant peut figurer dans plusieurs catégories.

Une cinquième configuration concerne des fonctions non financières qui produisent néanmoins des indicateurs de pilotage, en particulier les ressources humaines.

« Nous utilisons l'IA pour centraliser les données, produire des synthèses plus rapidement et suivre certains indicateurs utiles à la gestion des ressources humaines. » (E19, Responsable des ressources humaines, secteur privé)

Ce témoignage suggère que l'IA se diffuse au-delà de la fonction finance-comptabilité, vers d'autres fonctions de gestion qui produisent des indicateurs économiques et sociaux. Le champ de la communication économique et financière étudié ici s'en trouve élargi.

4.3. Effets perçus sur la qualité de l'information économique et financière (H1)

Seize répondants sur vingt-trois (69,6 %) estiment sans réserve que l'IA améliore la qualité de l'information économique et financière. Les sept autres expriment une position conditionnelle (5), nuancée (1) ou réservée (1). Les arguments relèvent de trois registres : la réduction des

erreurs et le gain de rapidité, la précision analytique sur de grands volumes de données, et le caractère conditionnel de ces gains.

4.3.1. Réduction des erreurs humaines et gain de rapidité

C'est l'argument le plus fréquent et le plus partagé du corpus. Il est avancé par des profils très divers, de la fonction publique aux ressources humaines en passant par l'informatique de gestion.

« Le recours aux outils informatisés et surtout de l'IA minimise les fautes, améliore la rapidité de traitement des données et gère les risques. » (E6, **Administrateur service financier, secteur public**)

« L'IA améliore la qualité de l'information en réduisant les erreurs humaines, en accélérant le traitement des données et en permettant des analyses plus approfondies. Elle contribue également à une meilleure fiabilité et à une mise à jour plus rapide des informations. » (E8, **Gestionnaire de trésorerie, secteur privé**)

« Oui, surtout parce qu'elle permet d'obtenir des informations plus fiables et plus homogènes, avec un traitement beaucoup plus rapide des données. » (E19, **Responsable des ressources humaines, secteur privé**)

Le même argument revient chez des répondants de la fonction publique (E6), de la trésorerie (E8), de l'informatique (E12) et des ressources humaines (E19). Cette récurrence indique une saturation du thème : la réduction des erreurs et le gain de rapidité sont un bénéfice reconnu dans tous les secteurs et toutes les fonctions, qui soutient directement H1.

4.3.2. Précision analytique et traitement de volumes massifs

Un deuxième registre porte sur la capacité de l'IA à traiter des volumes de données hors de portée de l'analyse humaine, ce que la littérature désigne comme big data analytics (Davenport & Ronanki, 2018).

« Absolument oui, vu sa connaissance basée sur de multiples ressources. » (E2, **Technicien informatique, secteur public**)

« Analyse d'un nombre de données incalculable dans un temps très court. » (E13, **Technicien informatique, secteur privé**)

Le mot « incalculable » (E13) montre que l'IA est perçue comme irremplaçable sur ce terrain, ce qui va au-delà de la simple automatisation. Cet argument est surtout porté par les profils techniques du corpus.

4.3.3. La condition centrale : qualité des données en entrée

Les répondants s'accordent largement sur le caractère conditionnel de ces gains, avec plus ou moins de précision selon leur maîtrise technique. Les profils de contrôle et de direction sont les plus explicites sur ce point.

« Oui, mais de manière conditionnelle. L'IA peut améliorer la qualité de l'information en termes de fiabilité, de rapidité et de capacité d'analyse, à condition que les données utilisées soient de bonne qualité et que les outils soient correctement encadrés. » (E7, **Inspecteur, secteur public**)

« Je dirais qu'elle améliore surtout la vitesse d'exécution. En revanche, si les données sont incomplètes ou de mauvaise qualité, l'IA ne fait que reproduire ces erreurs. » (E20, **Auditeur interne, secteur public**)

« Elle permet un traitement plus rapide des données, mais la qualité des résultats dépend avant tout de la qualité des informations disponibles. » (E21, **Directeur administratif et financier, secteur semi-public**)

E7, E20 et E21 énoncent le même principe : la qualité des résultats dépend de la qualité des données en entrée. E3 le disait plus simplement (« si les inputs sont clairs »). Que ce principe soit formulé dans trois fonctions différentes (inspection, audit interne, direction financière) en montre l'importance. Il renvoie directement à H6 (qualité des données) et, pour les risques qu'il implique, à H8 (opacité).

Tableau 3. Synthèse des perceptions sur la qualité de l'information (H1)

Code	Position du répondant (reformulée)	Qualification	Domaine
E1	Oui, plus accessible	Favorable	Finance / Compta
E2	Oui, basé sur de multiples ressources	Favorable	SI / IT
E3	Oui, qualité et efficacité, mais dépend des inputs	Conditionnelle	Finance / Compta
E4	Oui, renforce la fiabilité et réduit les erreurs humaines	Favorable	Chefferie projet
E5	Oui (sans argumentation développée)	Favorable	Management
E6	Oui, minimise les fautes et améliore la rapidité	Favorable	Finance / Compta
E7	Oui, conditionnellement (qualité des données + encadrement des outils)	Conditionnelle	Contrôle / Audit
E8	Oui, réduit erreurs, accélère le traitement, améliore la fiabilité	Favorable	Finance / Compta
E9	Oui, en termes de précision, transparence et fiabilité	Favorable	Finance / Compta
E10	Non (sans argumentation)	Réservée	SI / IT
E11	Oui, moins d'erreurs	Favorable	Finance / Compta
E12	Oui, mais risques d'hallucinations et de biais algorithmiques	Nuancée	SI / IT
E13	Oui, analyse de données massives en temps court	Favorable	SI / IT
E14	Oui (sans argumentation développée)	Favorable	SI / IT
E15	Oui, gain de rapidité et de réactivité	Favorable	Finance / Compta
E16	Oui, l'IA analyse la cohérence de l'information	Favorable	Finance / Compta
E17	Non pas toujours, selon la fiabilité de l'outil	Conditionnelle	Contrôle / Audit
E18	Oui, dans la détection des anomalies et la pertinence décisionnelle	Favorable	Direction / Management
E19	Oui, informations plus fiables et homogènes, traitement plus rapide	Favorable	Direction / Management
E20	Améliore la vitesse, mais reproduit les erreurs si données incomplètes	Conditionnelle	Contrôle / Audit
E21	Traitement plus rapide, mais qualité dépend des informations disponibles	Conditionnelle	Finance / Compta
E22	Oui, réduit les erreurs de traitement, informations plus homogènes	Favorable	SI / IT
E23	Oui, limite les erreurs et accélère le traitement	Favorable	Contrôle / Audit

Source : Analyse thématique des auteurs (2026). Favorable = soutien direct à H1 ; Conditionnelle = soutien sous réserve ; Nuancée = soutien avec bémol majeur ; Réservée = position négative.

Figure 3. Répartition des positions sur la qualité de l'information (H1)



Source : Enquête des auteurs (2026).

Au total, 16 répondants sur 23 (69,6 %) soutiennent H1 sans condition explicite.

Les 7 autres positions (30,4 %) ne contredisent pas pour autant H1. À l'exception de celle de E10, elles reconnaissent des gains réels, mais subordonnés à la qualité des données en entrée. Ces résultats confortent H1 et annoncent les variables H6 (qualité des données) et H8 (opacité algorithmique).

4.4. Effets perçus sur la transparence et l'accessibilité (H2)

La transparence ne se résume pas à la qualité technique de l'information : il faut aussi que celle-ci soit intelligible, accessible et interprétable par des acteurs aux compétences différentes. Les discours relèvent de trois registres, dont l'un appelle une lecture critique.

4.4.1. La transparence par la neutralité et l'objectivité de l'IA

Plusieurs répondants justifient leur perception favorable par l'idée que l'IA, contrairement à l'humain, échapperait aux biais émotionnels et aux intérêts partisans.

« L'IA est plus raisonnable, n'est pas émotionnelle. » (E10, Support technique, secteur privé)

« La communication basée sur une analyse faite par l'IA est neutre et ne peut prendre aucun parti favorisé par les intérêts personnels. » (E13, Technicien informatique, secteur privé)

« Oui absolument, l'IA élimine les incohérences et respecte les règles. » (E16, Cadre bancaire, secteur privé)

Ces témoignages appellent une lecture critique. L'argument de la neutralité est séduisant, mais il néglige un point essentiel : les modèles d'IA sont entraînés sur des données produites par des humains et en héritent les biais (Burrell, 2016 ; Dwivedi et al., 2021). L'image d'une IA « neutre », qui « élimine les incohérences » ou « respecte les règles », relève davantage d'une projection idéalisée que de la réalité technique. Cet écart entre perception et réalité est en soi un résultat. Il traduit un biais d'automatisation (automation bias), c'est-à-dire une confiance excessive dans les résultats produits par la machine, qui représente un risque propre à la communication financière. Un répondant le nomme d'ailleurs explicitement (section 4.6.5).

4.4.2. La transparence par l'accessibilité et la diffusion en temps réel

Un deuxième registre fonde la transparence sur des mécanismes concrets et vérifiables. Il est porté notamment par des profils de gestion budgétaire et de contrôle.

« L'IA améliore la transparence en facilitant l'accès à l'information et en accélérant sa diffusion. Les données économiques et financières peuvent être mises à jour en temps réel, partagées plus largement et accompagnées d'indicateurs clairs (tableaux de bord, visualisations), ce qui permet une meilleure compréhension des performances et des enjeux. » (E4, Cheffe de projet, secteur privé)

« Elle améliore leur accessibilité grâce à des tableaux de bord et des rapports adaptés aux besoins des utilisateurs. » (E18, Responsable budgétaire, secteur semi-public)

« Oui, parce que les informations sont disponibles plus rapidement et sont plus faciles à consulter. » (E23, Agent de contrôle de gestion, secteur privé)

Ces témoignages s'appuient sur des pratiques observables (tableaux de bord, mise à jour en temps réel), ce qui leur donne plus de poids que le registre de la neutralité.

4.4.3. La transparence comme propriété conditionnelle et l'écart entre diffusion et explicabilité

E7 et E8 distinguent le potentiel de l'IA de ses conditions de réalisation, et E14 exprime une réserve explicite. E20 et E21 vont plus loin et séparent nettement la rapidité de diffusion de l'intelligibilité du contenu.

« Oui, potentiellement. Elle facilite l'accès à l'information et sa diffusion, mais la transparence reste conditionnée par la qualité des données et la compréhension des mécanismes utilisés. » (E7, Inspecteur, secteur public)

« Je ne le pense pas toujours. Certaines analyses sont difficiles à expliquer, ce qui peut au contraire réduire la transparence vis-à-vis des utilisateurs. » (E20, Auditeur interne, secteur public)

« Je ne le pense pas toujours, car la rapidité ne garantit pas une meilleure compréhension des informations par les utilisateurs. » (E21, Directeur administratif et financier, secteur semi-public)

E20 et E21, qui occupent des fonctions différentes (audit interne et direction financière), formulent d'eux-mêmes, sans question fermée sur ce point, une distinction importante : la transparence comme propriété de la diffusion (rapidité, accessibilité) n'est pas la transparence

comme propriété du contenu (intelligibilité, explicabilité des traitements). Leurs propos confirment une distinction que l'analyse des autres discours laissait seulement supposer.

Tableau 4. Perceptions de l'impact de l'IA sur la transparence et l'accessibilité (H2)

Code	Position (reformulée)	Qualification	Argument central
E1	Oui, à la disposition de tout le monde	Favorable	Accessibilité
E2	Oui, rend l'info plus générative, fluide et flexible	Favorable	Accessibilité
E3	Oui, plus juste et clair	Favorable	Clarté
E4	Oui, temps réel, tableaux de bord, vulgarisation automatisée	Favorable	Accessibilité + diffusion
E5	Facilite la communication, information plus accessible	Favorable	Accessibilité
E6	Oui, reflète la situation actuelle et permet la mise à jour	Favorable	Actualité de l'information
E7	Oui potentiellement, conditionné par qualité données et mécanismes	Conditionnelle	Conditionnalité
E8	Oui via visualisation, mais dépend du contrôle humain	Conditionnelle	Contrôle humain
E9	Oui, plus claire, plus rapide, plus facile à comprendre	Favorable	Clarté
E10	Oui, l'IA est rationnelle et non émotionnelle	Favorable	Objectivité (à nuancer)
E11	Oui (sans argumentation)	Favorable	-
E12	Oui, vulgarise et détecte les incohérences dans les discours officiels	Favorable	Contrôle / détection
E13	Oui, neutre, ne prend aucun parti	Favorable	Neutralité (à nuancer)
E14	Pas forcément	Réservée	-
E15	Oui, information plus accessible au grand public	Favorable	Accessibilité
E16	Oui absolument, élimine les incohérences et respecte les règles	Favorable	Conformité / cohérence (à nuancer)
E17	Non, sans contrôle humain l'IA ne peut générer une communication fiable	Conditionnelle	Contrôle humain
E18	Oui, via tableaux de bord et rapports adaptés	Favorable	Accessibilité + diffusion
E19	Oui, facilite le partage de l'information	Favorable	Partage
E20	Pas toujours, certaines analyses restent difficiles à expliquer	Réservée	Explicabilité
E21	Pas toujours, la rapidité ne garantit pas la compréhension	Réservée	Explicabilité
E22	Facilite l'accès, mais dépend de l'organisation des données	Conditionnelle	Organisation des données
E23	Oui, informations disponibles plus rapidement et plus consultables	Favorable	Rapidité / accessibilité

Source : Analyse thématique des auteurs (2026). Note : les positions étiquetées « à nuancer » renvoient au risque d'automation bias identifié dans l'analyse.

Seize répondants sur 23 (69,6 %) soutiennent H2 sans réserve, 4 (17,4 %) sous condition et 3 (13,0 %) expriment une réserve. Deux résultats critiques ressortent. D'abord, l'image d'une IA neutre (E10, E13, E16) sous-estime les biais algorithmiques et fragilise ainsi la transparence qu'elle prétend servir. Ensuite, deux répondants (E20, E21) contestent l'idée qu'une diffusion plus rapide suffirait à rendre l'information plus transparente.

4.5. Effets perçus sur la prise de décision (H3 et H4)

L'impact de l'IA sur la décision suscite les positions les plus nuancées, même si une majorité de répondants y voit un apport. La ligne de partage oppose ceux qui considèrent l'IA comme un outil d'aide à la décision et ceux qui insistent sur ses limites.

4.5.1. L'IA comme outil de décision fondée sur la donnée

« Elle permet d'abord une prise de décision basée sur la donnée : l'IA traite de très grands volumes d'informations en temps réel et fournit des analyses fiables, ce qui limite les décisions fondées uniquement sur l'intuition. Ensuite, elle renforce la capacité d'anticipation grâce à des modèles prédictifs capables d'identifier des tendances, d'évaluer des scénarios et de détecter des risques en amont. » (E4, Cheffe de projet, secteur privé)

« Oui, l'IA améliore la prise de décision en fournissant des analyses prédictives, des simulations et des alertes en temps réel. » **(E18, Responsable budgétaire, secteur semi-public)**

« Absolument, elle apporte des analyses qui aident à mieux anticiper les situations et à prendre des décisions sur la base d'éléments plus objectifs. » **(E19, Responsable des ressources humaines, secteur privé)**

Ces répondants partagent une même logique : l'IA améliore la décision en l'appuyant sur des données massives plutôt que sur l'intuition, en réduisant la part des biais émotionnels et en rendant visibles des corrélations que l'analyse humaine ne verrait pas. E18 et E19 étendent cette logique aux fonctions budgétaire et RH, ce qui est cohérent avec H4.

4.5.2. La complémentarité comme condition sine qua non

« Oui, dans une certaine mesure. L'IA peut améliorer la prise de décision en fournissant des analyses plus rapides et en aidant à identifier des tendances ou des anomalies, mais la décision reste dépendante de l'interprétation humaine. » **(E7, Inspecteur, secteur public)**

« Elle apporte des éléments d'analyse utiles, mais les décisions stratégiques doivent rester fondées sur l'expertise et le jugement humain. » **(E21, Directeur administratif et financier, secteur semi-public)**

« Elle apporte une aide utile, mais la décision finale reste une responsabilité humaine. » **(E23, Agent de contrôle de gestion, secteur privé)**

E7, E21 et E23 distinguent l'analyse, qui peut être confiée à l'IA, de la décision, qui reste humaine. Cette distinction est au cœur de H7 : la complémentarité humain-IA n'est pas un compromis, mais une condition de validité du processus décisionnel. Le fait qu'elle soit formulée par des profils de direction financière et de contrôle de gestion montre qu'elle ne concerne pas seulement les fonctions techniques.

4.5.3. Les limites structurelles de l'IA dans la décision

« Pas vraiment. Certaines décisions nécessitent une intervention humaine. » **(E10, Support technique, secteur privé)**

« L'IA est rationnelle en termes de décision et n'est pas capable de comprendre les conséquences émotionnelles qui peuvent toucher à la santé ou au bien-être des humains. » **(E13, Technicien informatique, secteur privé)**

« Elle peut orienter la réflexion, mais je reste convaincu que les décisions importantes doivent être prises par des personnes qui connaissent le contexte et les enjeux. » **(E20, Auditeur interne, secteur public)**

E13 et E20, interrogés lors de vagues différentes, formulent la même limite : l'IA raisonne sur des généralisations statistiques et ne peut prendre en compte ni la singularité des cas ni les dimensions contextuelles et humaines de la décision. Lorsque la communication économique et financière touche à des enjeux sociaux, environnementaux ou éthiques (restructurations, politique RSE), cette limite tient à la nature de la décision et non à l'état de la technologie.

Tableau 5. Perceptions de l'impact de l'IA sur la prise de décision (H3 & H4)

Code	Position (reformulée)	Qualification	Registre argumentatif
E1	Oui	Favorable	-
E2	Pas encore, mais viendra avec les agents et les technologies récentes	Conditionnelle	Potentiel futur
E3	Parfois, si les inputs sont clairs	Conditionnelle	Conditionnel
E4	IA = décision fondée sur données + anticipation prédictive	Favorable	Augmentation décisionnelle
E5	Oui	Favorable	-
E6	IA améliore rapidité et qualité, affecte directement la décision	Favorable	Lien indirect (via qualité)
E7	Oui mais décision reste dépendante de l'interprétation humaine	Nuancée	Complémentarité
E8	Oui mais IA = outil d'aide et non de substitution	Nuancée	Complémentarité
E9	Oui (sans argumentation développée)	Favorable	-
E10	Pas vraiment, certaines décisions nécessitent l'humain	Réservée	Limites structurelles de l'IA
E11	Oui (sans argumentation)	Favorable	-
E12	IA supprime biais émotionnels + analyse corrélations invisibles	Favorable	Rationalité augmentée
E13	L'IA facilite l'analyse mais ne comprend pas les conséquences humaines	Nuancée	Limites éthiques et contextuelles
E14	Elle aide à prendre de meilleures décisions si bien utilisée	Conditionnelle	Conditionnel
E15	Oui	Favorable	-
E16	Oui sûrement	Favorable	-
E17	Aide un peu, mais ne doit pas être l'outil de base	Nuancée	Complémentarité
E18	Analyses prédictives, simulations, alertes en temps réel	Favorable	Augmentation décisionnelle
E19	Aide à mieux anticiper, décisions plus objectives	Favorable	Augmentation décisionnelle
E20	Orienté la réflexion, mais la décision reste humaine	Nuancée	Limites structurelles de l'IA
E21	Éléments utiles, mais décisions stratégiques fondées sur le jugement humain	Nuancée	Complémentarité
E22	Informations plus rapides, réaction plus rapide des responsables	Favorable	Lien indirect (rapidité)
E23	Aide utile, mais décision finale = responsabilité humaine	Nuancée	Complémentarité

Source : Analyse thématique des auteurs (2026).

Figure 4. Répartition des positions sur la prise de décision (H3 & H4)



Source : Enquête des auteurs (2026).

Les positions sur cette dimension sont les plus contrastées du corpus : 52,2 % de positions favorables (12/23), 30,4 % de positions nuancées (7/23), 13,0 % de positions conditionnelles (3/23) et une position réservée (4,3 %). Cette prudence traduit l'idée que la décision, à la différence de l'analyse, engage des responsabilités humaines qui ne se délèguent pas. Les résultats soutiennent H3 et H4 : l'IA améliore le processus décisionnel comme outil d'analyse et d'anticipation, sans se substituer au jugement humain, qui reste l'instance finale de validation et d'interprétation.

4.6. Limites, risques et conditions d'efficacité (H5, H6, H7, H8)

Cette section fait apparaître les conditions qui sous-tendent les positions favorables exprimées plus haut. Elle comporte aussi deux résultats que le modèle n'anticipait pas (sections 4.6.5 et 4.6.6).

4.6.1. Le risque primordial : la qualité des données en entrée

C'est le risque le plus souvent cité : près de la moitié des répondants l'évoquent, avec plus ou moins de précision.

« La qualité des résultats dépend fortement des données d'entrée. Si les données sont incomplètes, biaisées ou erronées, l'IA produira des analyses fausses ou trompeuses (« garbage in, garbage out »). » (E4, **Cheffe de projet, secteur privé**)

« Oui, si la base de données n'est pas fiable. » (E9, **Cadre bancaire, secteur privé**)

« Oui, si les données sont inexactes, les résultats de l'IA le seront également. » (E23, **Agent de contrôle de gestion, secteur privé**)

E4 emploie spontanément l'expression « garbage in, garbage out », issue du vocabulaire informatique. E9 et E23 le disent plus brièvement, mais l'idée est la même : l'IA transforme des données, elle ne crée pas de connaissance à partir de rien. Onze répondants sur 23 (48 %) partagent ce constat, qui soutient H6 et fonde H8.

4.6.2. Biais algorithmiques et risque d'hallucinations

Ce risque, plus technique, est évoqué par les répondants les plus familiers de ces outils, dont E18 en gestion budgétaire.

« Il existe un risque de biais algorithmiques. Les modèles peuvent reproduire ou amplifier des biais présents dans les données, ce qui peut affecter la pertinence et l'objectivité de l'information. » (E4, **Cheffe de projet, secteur privé**)

« Les principaux risques concernent la qualité des données utilisées, ainsi que les biais des algorithmes et le manque de transparence des résultats. Une validation humaine reste indispensable pour garantir la fiabilité et la pertinence de l'information. » (E18, **Responsable budgétaire, secteur semi-public**)

E12 est le seul à employer le terme « hallucinations », qui désigne la production par un modèle de langage d'informations factuellement fausses présentées avec assurance. E18, de son côté, relie biais algorithmiques et opacité des résultats comme deux aspects d'un même risque, ce qui précise le contenu de H8.

4.6.3. Confidentialité des données et souveraineté informationnelle

« Le choix d'un outil fiable (préférentiellement un outil développé en interne) peut minimiser les risques de divulgation des informations confidentielles. » (E6, **Administrateur service financier, secteur public**)

« Entre les biais des modèles, les erreurs liées aux données et les questions de confidentialité, il faut rester très prudent. » (E20, **Auditeur interne, secteur public**)

Ce second témoignage du secteur public confirme que la souveraineté informationnelle dépasse la question technique. Certaines informations économiques et financières sont très confidentielles (résultats prévisionnels, données de trésorerie, stratégies de financement), et cette contrainte oriente concrètement le choix des outils, en particulier dans les organisations publiques ou soumises à des obligations de conformité renforcées.

4.6.4. Les limites contextuelles et émotionnelles de l'IA

« L'IA est rationnelle en termes de décision et n'est pas capable de comprendre les conséquences émotionnelles qui peuvent toucher à la santé ou au bien-être des humains. » (E13, **Technicien informatique, secteur privé**)

« La communication fournie par l'IA est généralement alimentée par les chemins d'idées fournis par l'humain et ne peut suivre que des cas généraux. » (E13, **Technicien informatique, secteur privé**)

E13 pointe une limite souvent ignorée dans les débats sur la technologie : l'IA raisonne sur des généralisations statistiques et ne traite ni les cas singuliers ni les conséquences humaines des décisions économiques. Pour une communication financière qui touche à des enjeux sociaux ou éthiques (restructurations, communication de crise, reporting RSE), cette limite est

fondamentale et pas seulement technique. Ce constat reste isolé dans le corpus, mais aucun répondant ne le contredit.

4.6.5. Le risque de confiance excessive (automation bias)

En section 4.4.1, le biais d'automatisation avait été déduit de la lecture critique des discours sur la neutralité de l'IA. Un répondant le nomme explicitement, sans qu'une question fermée l'y invite.

« Oui, il existe des risques liés à la qualité des données, à la confidentialité des informations et à une confiance excessive dans les résultats générés. » **(E21, Directeur administratif et financier, secteur semi-public)**

En citant la « confiance excessive » comme un risque distinct de la qualité des données et de la confidentialité, E21 confirme le biais d'automatisation repéré dans les propos de E10, E13 et E16 sur la « neutralité » de l'IA (section 4.4.1). Un risque inféré par l'analyse se trouve ainsi formulé directement par un praticien, ce qui renforce H8.

4.6.6. L'intégration et l'interopérabilité des systèmes d'information

E22, responsable informatique, introduit une dimension absente des autres entretiens : le risque ne tient pas seulement à la donnée elle-même, mais à son intégration entre des systèmes hétérogènes.

« Le principal risque est lié à une mauvaise intégration des données entre les systèmes, ce qui peut entraîner des résultats incomplets ou incohérents. » **(E22, Responsable informatique, secteur privé)**

Ce témoignage déplace l'attention du contenu des données vers l'architecture des systèmes qui les portent. Cette dimension ne figure pas dans les huit hypothèses, mais elle peut être rattachée à H6 : la qualité de l'information dépend de la fiabilité des données, mais aussi de la cohérence des flux qui les produisent et les font circuler d'un système à l'autre.

4.6.7. Les conditions d'efficacité identifiées (H5, H6, H7)

Les répondants décrivent aussi les conditions d'une utilisation efficace de l'IA. Trois conditions dominant et correspondent aux hypothèses modératrices du modèle ; une quatrième, liée à l'intégration des systèmes, apparaît de façon plus marginale.

Tableau 6. Conditions d'efficacité identifiées et hypothèses associées

Condition	Répondants	Fréq.	Hyp.	Verbatim illustratif
Qualité et fiabilité des données	E4, E5, E7, E8, E9, E16, E18, E19, E20, E21, E23	11 (48 %)	H6	« L'IA ne peut produire une information pertinente que si les données en entrée sont complètes, à jour et correctement structurées. » (E4)
Complémentarité et supervision humaine	E2, E6, E7, E8, E13, E15, E17, E19, E20, E21, E23	11 (48 %)	H7	« L'IA reste un outil qui nécessite une supervision humaine. » (E8)
Gouvernance et encadrement des outils	E4, E6, E7, E8, E16, E18, E20, E21, E22	9 (39 %)	H5	« Définition des responsabilités, contrôle des modèles, traçabilité des données et des traitements. » (E4)
Formation et maîtrise des outils	E6, E8, E18, E19, E21, E23	6 (26 %)	H5/H7	« La formation continue du capital humain est nécessaire. » (E6)
Qualité des prompts / instructions	E2, E3, E14	3 (13 %)	H6	« Des prompts de qualité et des réponses basées. » (E14)
Maturité organisationnelle	E6, E7	2 (9 %)	H5	« L'adoption de l'IA dépend aussi de la maturité organisationnelle. » (E7)
Cadre éthique et réglementaire	E10	1 (4 %)	H5	« Respect des règles éthiques et réglementaires plus un contrôle humain. » (E10)

Intégration et des systèmes d'information	E22	1 (4 %)	H6	« Il faut avant tout des systèmes d'information bien intégrés, des données sécurisées et des règles claires concernant l'utilisation de l'IA. » (E22)
---	-----	---------	----	---

Source : Analyse thématique des auteurs (2026).

La qualité des données et la complémentarité humain-IA sont les conditions les plus citées (48 % chacune), devant la gouvernance des outils (39 %) et la formation des utilisateurs (26 %). Elles correspondent aux hypothèses modératrices H5, H6 et H7. L'intégration et l'interopérabilité des systèmes d'information, évoquée par E22, n'était pas prévue par le modèle ; comme la maturité organisationnelle, elle pourrait être intégrée à une version ultérieure du cadre théorique, en tant que composante technique de H6.

4.7. Synthèse : confrontation avec les hypothèses du modèle

Le tableau 7 résume l'évaluation des huit hypothèses à l'issue de l'analyse thématique et indique, pour chacune, les apports critiques de l'étude.

Tableau 7. Évaluation des hypothèses du modèle à l'issue de l'analyse empirique

Hyp.	Énoncé	Statut empirique	Éléments de justification et apports critiques
H1	L'IA améliore la qualité de l'information	Corroborée	70 % favorables (16/23). Convergence entre secteurs et fonctions sur la réduction des erreurs, la fiabilité et la capacité d'analyse. Gains conditionnés par la qualité des données (H6).
H2	La qualité améliore la transparence	Étayée par une convergence majoritaire	70 % favorables (16/23). Deux répondants (E20, E21) distinguent la transparence comme rapidité de diffusion de la transparence comme explicabilité des traitements. Risque de biais d'automatisation (voir H8).
H3	La transparence améliore la performance décisionnelle	Étayée par une convergence majoritaire	Effet reconnu, mais qui passe par la complémentarité humain-IA (H7) : la transparence ne suffit pas sans capacité d'interprétation (E20, E21).
H4	L'IA améliore directement la performance décisionnelle	Étayée par une convergence majoritaire	52 % favorables (12/23). Limite : le jugement humain reste indispensable. Soutien exprimé aussi par des profils de direction et de RH, au-delà des fonctions techniques.
H5a, H5b	La gouvernance renforce l'effet de l'IA sur la qualité (H5a) et sur la transparence (H5b)	Corroborée	39 % citent la gouvernance (9/23). Les discours ne permettent pas de distinguer les deux volets. Maturité organisationnelle comme dimension complémentaire (E7). Enjeux de confidentialité soulevés par deux répondants du secteur public (E6, E20).
H6	La qualité des données renforce l'impact de l'IA	Corroborée	48 % citent cette condition (11/23), à égalité avec H7. Principe « garbage in, garbage out » formulé spontanément (E4). Risque d'intégration et d'interopérabilité des systèmes (E22).
H7	La complémentarité humain-IA renforce l'efficacité	Corroborée	48 % insistent sur cette condition (11/23). Distinction entre l'analyse (IA) et la décision (humain) formulée notamment par E7, E21 et E23. Dimension émotionnelle et éthique (E13).
H8	L'IA peut générer des risques d'opacité	Corroborée	Biais algorithmiques (E4, E18), opacité des modèles et des résultats (E7, E18, E20), hallucinations (E12). Biais d'automatisation dans la perception d'une IA neutre (E10, E13, E16), nommé explicitement par E21 (« confiance excessive »).

Source : Synthèse des auteurs (2026).

Cinq hypothèses sont corroborées par les discours (H1, H5, H6, H7, H8) ; H5 est évaluée globalement, les entretiens ne permettant pas de séparer ses volets H5a et H5b. Les trois autres

(H2, H3, H4) sont étayées par une majorité des discours, sans l'être pleinement. Les hypothèses les moins nettement soutenues sont celles qui passent par des mécanismes intermédiaires (la transparence, le jugement humain, l'interprétation du contexte), que les données qualitatives permettent de décrire mais pas de mesurer. Aucune hypothèse n'est infirmée, pas même H8, qui aurait pu l'être si les répondants n'avaient pas évoqué de risques d'opacité. Ce résultat appelle la prudence : il peut refléter la pertinence du cadre conceptuel, mais aussi un biais de confirmation propre à une démarche qualitative construite autour d'hypothèses définies a priori. Les auteurs le considèrent comme une limite de l'étude et non comme une validation statistique des relations postulées.

L'analyse fait aussi apparaître cinq résultats que le modèle initial n'anticipait pas : (1) le biais d'automatisation lié à la perception d'une IA neutre, nommé explicitement par un répondant (E21) ; (2) le risque d'hallucinations dans la production de données financières chiffrées, qui précise H6 et H8 ; (3) la maturité organisationnelle comme condition d'efficacité complémentaire à H5 ; (4) le risque d'intégration et d'interopérabilité des systèmes d'information, qui étend H6 à l'architecture technique ; (5) la diffusion de l'IA vers des fonctions non financières comme les ressources humaines, qui élargit le périmètre de la communication économique et financière. Ces résultats ouvrent des pistes pour enrichir le modèle.

5. Discussion : apports critiques et limites de la démarche

5.1. Interprétation des résultats au regard du modèle conceptuel

Les résultats confirment dans l'ensemble la pertinence du modèle conceptuel, tout en montrant que les effets de l'IA sur la communication économique et financière sont conditionnels et ambivalents.

Les résultats soutiennent d'abord H1 : l'IA améliore la qualité de l'information. Les répondants évoquent moins d'erreurs, un traitement plus rapide et des données mieux structurées, ce qui rejoint les travaux sur la transformation digitale et les capacités informationnelles (Brynjolfsson & McAfee, 2017 ; Davenport & Ronanki, 2018).

Cette amélioration dépend toutefois fortement de la qualité des données (H6), selon le principe du « garbage in, garbage out ». Ce résultat est cohérent avec Mikalef et al. (2020), pour qui la valeur des capacités analytiques repose sur la qualité des ressources en données.

Les résultats indiquent ensuite qu'une meilleure qualité de l'information favorise une communication plus transparente (H2), conformément aux travaux sur la réduction des asymétries d'information (Akerlof, 1970 ; Healy & Palepu, 2001). Cette relation doit cependant être nuancée. Certains répondants associent l'IA à une information plus accessible, tandis que d'autres insistent sur l'opacité liée à la complexité des algorithmes, ce qui rejoint l'analyse de Burrell (2016). Cette ambivalence soutient H8.

Pour la prise de décision, les résultats font apparaître un effet indirect de l'IA (H3), qui passe par la qualité de l'information et la transparence, et un effet direct (H4). Ils sont cohérents avec Vasarhelyi et al. (2015), qui montrent comment l'exploitation des données massives modifie l'information comptable disponible pour la décision, et avec Almasarwah et al. (2024), qui associent l'usage de l'IA à une meilleure transparence et à une décision stratégique mieux informée.

Enfin, les facteurs organisationnels jouent un rôle déterminant. La gouvernance (H5), la qualité des données (H6) et la complémentarité humain-IA (H7) sont des conditions d'efficacité, ce qui rejoint les travaux de Jarrahi (2018) sur la collaboration entre humains et machines dans la décision organisationnelle.

5.2. Contribution théorique de la recherche

Cette recherche apporte plusieurs contributions. Elle propose d'abord un cadre d'analyse qui articule intelligence artificielle, qualité de l'information, transparence et performance décisionnelle, et qui inscrit l'IA dans une perspective organisationnelle et informationnelle plutôt que strictement technologique. Elle montre ensuite le caractère ambivalent de l'IA, en accord avec les travaux sur ses limites en matière de biais et d'opacité (Burrell, 2016 ; Dwivedi et al., 2021).

Elle souligne enfin le poids des conditions organisationnelles : l'efficacité de l'IA dépend des outils, mais aussi des capacités organisationnelles qui les entourent (Mikalef et al., 2020).

5.3. Implications managériales

Plusieurs implications pratiques se dégagent.

Les organisations doivent d'abord veiller à la qualité des données, dont dépend la fiabilité des systèmes d'IA. Elles doivent aussi mettre en place des dispositifs de gouvernance qui encadrent l'usage de ces technologies et en limitent les risques.

L'IA doit ensuite être conçue comme un complément à l'expertise humaine et non comme un substitut, ce que soulignait déjà Jarrahi (2018).

Enfin, la formation des utilisateurs est nécessaire pour un usage critique et maîtrisé de l'IA.

Ces implications varient selon le contexte. Dans les organisations privées, plus avancées dans l'adoption, la priorité est de consolider la gouvernance des données et de former les équipes en continu pour accompagner l'extension des usages. Dans les organisations publiques, où l'adoption est en retard, il s'agit d'abord d'une appropriation progressive des outils, appuyée par un cadre réglementaire clair et par un accompagnement adapté aux contraintes budgétaires et statutaires. Les organisations semi-publiques, à la frontière des deux logiques, ont intérêt à combiner gouvernance et accompagnement du changement.

5.4. Apports critiques issus de l'analyse qualitative

L'analyse fait aussi ressortir des résultats qui vont au-delà du modèle.

Le caractère conditionnel des effets de l'IA est un résultat central, qui justifie une approche contingente.

Les discours font apparaître un écart entre secteur public et secteur privé : les organisations publiques adoptent moins l'IA et se montrent plus sensibles aux enjeux de gouvernance. Ce constat repose toutefois sur un sous-échantillon public restreint (5 répondants sur 23, soit 22 %) ; il s'agit d'une tendance et non d'un résultat généralisable à l'ensemble du secteur public.

Deux risques spécifiques ressortent enfin : les hallucinations portant sur des chiffres et le biais d'automatisation. Ils restent peu étudiés dans le domaine de la communication financière.

5.5. Limites de la recherche et perspectives futures

L'étude présente certaines limites.

L'échantillon, porté de 14 à 23 répondants en cours de recherche, reste de petite taille au regard des exigences de généralisation statistique. La surreprésentation du secteur privé, atténuée par l'intégration de profils semi-publics et de direction (E18, E19, E21), demeure un biais potentiel. La position des chercheurs constitue une autre limite. Les auteurs ont réalisé seuls le codage ; la discussion collective décrite en section 3.4 réduit, sans l'éliminer, le risque d'une interprétation orientée par leurs propres cadres d'analyse. En outre, l'IA est un sujet socialement valorisé, en particulier dans les organisations engagées dans une démarche de modernisation. Les répondants ont donc pu présenter leurs pratiques ou leur organisation sous un jour plus favorable que la réalité. Ce biais de désirabilité sociale, propre à toute recherche déclarative, doit être pris en compte dans la lecture des résultats.

Enfin, les entretiens semi-directifs favorisent la richesse des discours, mais la profondeur d'exploration a varié selon les répondants, en particulier entre entretiens en présentiel et à distance.

Ces limites appellent des recherches complémentaires, notamment quantitatives, pour tester les relations proposées.

6. Conclusion

Cette recherche visait à analyser les effets de l'intelligence artificielle sur la communication économique et financière, à partir d'une approche qualitative exploratoire.

Les résultats montrent que l'IA peut améliorer la qualité de l'information, la transparence et la prise de décision. Ces effets ne sont toutefois ni automatiques ni universels : ils dépendent de la qualité des données, des dispositifs de gouvernance et de l'intervention humaine.

L'IA est aussi ambivalente. Elle améliore l'accès à l'information et les capacités d'analyse, mais elle peut créer des risques d'opacité, de biais et de dépendance excessive.

Ces résultats invitent à rompre avec une vision techno-déterministe de l'IA et à l'aborder dans une perspective organisationnelle et critique.

L'IA n'est donc pas une solution autonome, mais un outil dont la valeur dépend des conditions de son usage. Son efficacité repose sur un équilibre entre performance technologique, gouvernance et expertise humaine.

L'étude fait aussi apparaître cinq résultats non anticipés : le biais d'automatisation lié à la perception d'une IA neutre, le risque d'hallucinations dans les données financières chiffrées, la maturité organisationnelle comme condition d'efficacité complémentaire à la gouvernance, le risque d'interopérabilité entre systèmes d'information, et la diffusion de l'IA vers des fonctions non financières comme les ressources humaines. Ces résultats élargissent le modèle conceptuel initial et ouvrent de nouvelles pistes de recherche.

Une extension quantitative du modèle, par exemple par modélisation en équations structurelles (PLS-SEM) adaptée à sa structure de médiation et de modération, permettrait de tester statistiquement les relations postulées sur un échantillon plus large, de l'ordre de 200 à 300 professionnels des fonctions économiques et financières, au Maroc ou dans des contextes comparables, et d'apprécier la portée du modèle et les limites de sa généralisation.

Enfin, compte tenu du retard d'adoption observé dans le secteur public, et en cohérence avec les constats du CESE (2024), les pouvoirs publics pourraient accompagner la transformation numérique des administrations de trois façons : renforcer les compétences numériques des agents, adopter un cadre réglementaire clair sur l'usage de l'IA dans le traitement de l'information économique et financière publique, et soutenir des projets pilotes sectoriels pour une appropriation progressive de ces outils.

Références

- (1). Akerlof, G. A. (1970). The market for "lemons": Quality uncertainty and the market mechanism. *The Quarterly Journal of Economics*, 84(3), 488–500.
<https://doi.org/10.2307/1879431>
- (2). Almasarwah, A., Al-Wreikat, A., Marei, Y., & Alsharari, N. (2024). AI's influence on corporate transparency and financial performance: A new era. *International Journal of Behavioural Accounting and Finance*, 7(3), 233–253.
<https://doi.org/10.1504/IJBAF.2024.143833>
- (3). Appelbaum, D., Kogan, A., Vasarhelyi, M. A., & Yan, Z. (2017). Impact of business analytics and enterprise systems on managerial accounting. *International Journal of Accounting Information Systems*, 25, 29–44.

- <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2017.03.003>
- (4). Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, platform, crowd: Harnessing our digital future*. W. W. Norton & Company.
 - (5). Burrell, J. (2016). How the machine "thinks": Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society*, 3(1), 1–12. <https://doi.org/10.1177/2053951715622512>
 - (6). Conseil Économique, Social et Environnemental (CESE). (2024). *Quels usages et quelles perspectives de développement de l'intelligence artificielle au Maroc ?* (Avis d'auto-saisine n° 78/2024). CESE. <https://www.cese.ma>
 - (7). Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.
 - (8). Dwivedi, Y. K., Hughes, L., Ismagilova, E., Aarts, G., Coombs, C., Crick, T., Duan, Y., Dwivedi, R., Edwards, J., Eirug, A., Galanos, V., Ilavarasan, P. V., Janssen, M., Jones, P., Kar, A. K., Kizgin, H., Kronemann, B., Lal, B., Lucini, B., ... Williams, M. D. (2021). Artificial intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, Article 101994. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002>
 - (9). Healy, P. M., & Palepu, K. G. (2001). Information asymmetry, corporate disclosure, and the capital markets: A review of the empirical disclosure literature. *Journal of Accounting and Economics*, 31(1–3), 405–440. [https://doi.org/10.1016/S0165-4101\(01\)00018-0](https://doi.org/10.1016/S0165-4101(01)00018-0)
 - (10). Jarrahi, M. H. (2018). Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons*, 61(4), 577–586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>
 - (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. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(76\)90026-X](https://doi.org/10.1016/0304-405X(76)90026-X)
 - (12). Li, F. (2008). Annual report readability, current earnings, and earnings persistence. *Journal of Accounting and Economics*, 45(2–3), 221–247. <https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2008.02.003>
 - (13). Mikalef, P., Krogstie, J., Pappas, I. O., & Pavlou, P. A. (2020). Exploring the relationship between big data analytics capability and competitive performance: The mediating roles of dynamic and operational capabilities. *Information & Management*, 57(2), Article 103169. <https://doi.org/10.1016/j.im.2019.05.004>
 - (14). Miles, M. B., & Huberman, A. M. (1994). *Qualitative data analysis: An expanded sourcebook* (2nd ed.). Sage.
 - (15). Neiroukh, N., & Çağlar, D. (2025). Information systems quality and corporate sustainability: Unpacking the interplay of financial reporting, artificial intelligence, and green corporate governance. *Systems*, 13(7), Article 537. <https://doi.org/10.3390/systems13070537>
 - (16). Paillé, P., & Mucchielli, A. (2012). *L'analyse qualitative en sciences humaines et sociales* (3e éd.). Armand Colin.
 - (17). Shaban, O. S., & Omoush, A. (2025). AI-driven financial transparency and corporate governance: Enhancing accounting practices with evidence from Jordan. *Sustainability*, 17(9), Article 3818. <https://doi.org/10.3390/su17093818>
 - (18). Vasarhelyi, M. A., Kogan, A., & Tuttle, B. M. (2015). Big data in accounting: An overview. *Accounting Horizons*, 29(2), 381–396. <https://doi.org/10.2308/acch-51071>