

L'intelligence Artificielle au service du Leadership : Vers une Nouvelle Approche de la Prévention des Risques

Artificial Intelligence & Leadership: Toward a Novel Approach to Risk Prevention

Hasna EL MEKKI, (PhD Candidate)

*Laboratoire de recherche (LAREFMO)
Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales d'Agadir
Université IBN ZOHR d'Agadir, Maroc*

Maryem FDIL, (PhD Candidate)

*Laboratoire de recherche (LAREFMO)
Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales d'Agadir
Université IBN ZOHR d'Agadir, Maroc*

SI Mohamed BOUAZIZ, (Enseignant-chercheur)

*Laboratoire de recherche (LAREFMO)
Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales d'Agadir
Université IBN ZOHR d'Agadir, Maroc*

Mohamed BINKKOUR, (Enseignant-chercheur)

*Laboratoire de recherche (LAREFMO)
Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales d'Agadir
Université IBN ZOHR d'Agadir, Maroc*

Adresse de correspondance :	Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales d'Agadir Université IBN ZOHR, Maroc.
Déclaration de divulgation :	Les auteurs n'ont pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude. Ils assument l'entière responsabilité de tout éventuel plagiat, de l'usage de l'intelligence artificielle dans la rédaction, ainsi que des résultats présentés dans cet article.
Conflit d'intérêts :	Les auteurs ne signalent aucun conflit d'intérêts.
Citer cet article	EL MEKKI, H., FDIL, M., BOUAZIZ, S. M., & BINKKOUR, M. (2026). L'intelligence Artificielle au service du Leadership : Vers une Nouvelle Approche de la Prévention des Risques. <i>International Journal of Accounting, Finance, Auditing, Management and Economics</i> , 7(5), 477–495. https://doi.org/10.5281/zenodo.20042625
Licence	Cet article est publié en open Access sous licence CC BY-NC-ND

Received: 07/01/2026

Accepted: 06/05/2026

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

ISSN: 2658-8455

Volume 7, Issue 05 (2026)

L'intelligence Artificielle au service du Leadership : Vers une Nouvelle Approche de la Prévention des Risques

Résumé

Cette recherche examine l'impact de l'adoption de l'intelligence artificielle sur la prévention proactive des risques organisationnels, en analysant le rôle du leadership intelligent dans cette relation. Elle s'inscrit dans une perspective sociotechnique, postulant que la performance organisationnelle résulte de l'interaction entre capacités technologiques et facteurs humains.

À partir d'une méthodologie quantitative fondée sur une enquête menée auprès de 80 managers impliqués dans des projets d'intelligence artificielle dans la région d'Agadir, les données ont été analysées à l'aide de la méthode PLS-SEM. Les résultats mettent en évidence un effet positif et significatif de l'intelligence artificielle sur la prévention proactive des risques, confirmant son rôle dans l'amélioration des capacités d'anticipation et de réduction de l'incertitude décisionnelle.

Par ailleurs, l'adoption de l'intelligence artificielle favorise le développement d'un leadership intelligent, caractérisé par une prise de décision fondée sur les données et une adaptation accrue aux environnements complexes. Toutefois, contrairement aux hypothèses initiales, le leadership intelligent n'exerce pas d'effet significatif sur la prévention des risques, ce qui invalide son rôle médiateur.

Ces résultats suggèrent que l'intelligence artificielle agit principalement comme un levier direct de la gestion proactive des risques, indépendamment des transformations managériales. Sur le plan théorique, l'étude met en évidence le rôle de l'IA comme capacité informationnelle autonome renforçant la résilience organisationnelle. Sur le plan managérial, elle souligne l'importance d'une intégration effective des technologies d'IA dans les processus décisionnels. Enfin, cette recherche contribue à la littérature en apportant des preuves empiriques issues d'un contexte émergent encore peu exploré.

Mots clés : Intelligence artificielle, prévention proactive des risques, leadership intelligent, transformation numérique.

JEL Classification : O33, M15, G32,

Type du papier : Recherche empirique

Abstract

This study investigates the impact of artificial intelligence (AI) adoption on proactive risk prevention, while examining the role of intelligent leadership in this relationship. Grounded in a socio-technical perspective, the research assumes that organizational performance emerges from the interaction between technological capabilities and human factors.

Using a quantitative approach, data were collected from 80 managers involved in AI integration within organizations located in the Agadir region and analyzed through Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). The findings reveal that AI adoption has a positive and significant effect on proactive risk prevention, enhancing organizations' ability to anticipate threats and reduce decision-making uncertainty.

Additionally, AI adoption positively influences intelligent leadership, reflecting a shift toward data-driven and adaptive managerial practices. However, the effect of intelligent leadership on proactive risk prevention is not significant, thereby rejecting its mediating role.

These results suggest that AI primarily acts as a direct driver of proactive risk management, rather than through leadership transformation. The study contributes theoretically by highlighting AI as an autonomous informational capability that strengthens organizational resilience, and managerially by emphasizing the importance of effectively integrating AI into decision-making processes. Finally, it provides empirical evidence from an underexplored emerging economy context.

Keywords: Artificial intelligence, proactive risk prevention, intelligent leadership, digital transformation.

Classification JEL: O33, M15, G32,

Paper type: Empirical Research

1. Introduction

Au cours de la dernière décennie, l'intelligence artificielle (IA) s'est imposée comme l'une des innovations technologiques les plus structurantes pour les organisations contemporaines. Grâce à ses capacités d'apprentissage automatique, d'analyse prédictive et d'automatisation des processus complexes, elle transforme profondément les modes de production, de coordination et de prise de décision. L'IA permet notamment d'exploiter des volumes massifs de données, d'identifier des corrélations invisibles à l'analyse humaine et de générer des recommandations décisionnelles en temps réel. De nombreux travaux soulignent que cette transformation dépasse largement le cadre technologique pour affecter les modèles organisationnels, les pratiques managériales et les mécanismes de création de valeur (Brynjolfsson & McAfee, 2017 ; Davenport & Ronanki, 2018). Dans des environnements caractérisés par l'incertitude, la volatilité et l'interdépendance croissante des systèmes économiques, l'intelligence artificielle apparaît ainsi comme un levier stratégique permettant d'améliorer la qualité de l'information, d'accroître la capacité d'anticipation et de renforcer la résilience organisationnelle.

Cette dynamique s'inscrit dans un contexte global marqué par l'accélération de la transformation numérique, l'intensification de la concurrence et la multiplication des risques auxquels les organisations doivent faire face. Les crises économiques, sanitaires, environnementales et géopolitiques récentes ont mis en évidence la nécessité de développer des capacités d'adaptation rapides et des dispositifs de gestion des risques plus efficaces. Dans ce cadre, l'IA offre des opportunités inédites pour la surveillance continue des activités, la détection d'anomalies, la modélisation de scénarios et l'anticipation des perturbations potentielles. Elle contribue ainsi à transformer la gestion des risques, en la faisant évoluer d'une logique essentiellement réactive vers une approche proactive fondée sur l'anticipation et la prévention.

Parallèlement à ces transformations technologiques, le rôle du leadership connaît une mutation profonde. L'introduction de systèmes intelligents d'aide à la décision modifie la nature même du travail managérial, qui ne repose plus uniquement sur l'expérience, l'intuition ou l'autorité hiérarchique, mais également sur l'interprétation de données complexes et de recommandations algorithmiques. Cette évolution a conduit à l'émergence du concept de leadership intelligent, qui désigne la capacité des dirigeants à intégrer efficacement les technologies d'IA dans leurs processus décisionnels tout en préservant les dimensions humaines, éthiques et relationnelles du leadership (Glikson & Woolley, 2020 ; George et al., 2022). Le leadership intelligent suppose non seulement des compétences analytiques et numériques, mais également une aptitude à exercer un jugement critique face aux résultats produits par les systèmes automatisés, ainsi qu'à mobiliser les équipes autour d'une vision stratégique cohérente.

Dans ce contexte, la question de la prévention proactive des risques devient centrale. Celle-ci repose sur la capacité des organisations à anticiper les menaces avant leur matérialisation, à travers l'identification de signaux faibles, l'analyse de tendances et la mise en place de mécanismes de réponse précoce. Si la littérature souligne le rôle croissant de l'intelligence artificielle dans l'amélioration des capacités d'anticipation, elle met également en évidence l'importance des facteurs humains et managériaux dans l'exploitation effective de ces technologies.

Toutefois, malgré l'abondance des travaux consacrés séparément à l'intelligence artificielle, au leadership et à la gestion des risques, les recherches empiriques intégrant simultanément ces trois dimensions demeurent encore limitées. Les études existantes se concentrent majoritairement sur des relations binaires, telles que l'impact de l'IA sur la performance organisationnelle ou le rôle du leadership dans la gestion des risques, sans explorer de manière approfondie les mécanismes d'interaction entre ces variables. En particulier, le rôle du leadership intelligent comme variable intermédiaire dans la relation entre l'adoption de l'IA et

la prévention proactive des risques reste insuffisamment documenté. Cette lacune est d'autant plus marquée dans les contextes des économies émergentes, où les dynamiques de transformation numérique s'accompagnent de spécificités institutionnelles et organisationnelles encore peu étudiées.

Dans ce cadre, la présente recherche s'inscrit dans une perspective socio-technique, en mobilisant également les apports de l'Information Processing Theory et de la théorie des capacités dynamiques, afin d'analyser les interactions entre technologies intelligentes et pratiques managériales. Elle vise à apporter une compréhension intégrée des mécanismes par lesquels l'intelligence artificielle influence la prévention des risques, directement et indirectement à travers le leadership.

À cet effet, cette étude s'articule autour de la question de recherche principale suivante :

Dans quelle mesure l'adoption de l'intelligence artificielle influence-t-elle la prévention proactive des risques au sein des organisations, et quel rôle joue le leadership intelligent dans cette relation ? Cette question se décline en deux sous-interrogations :

- *L'adoption de l'IA a-t-elle un effet direct sur la capacité des organisations à anticiper et prévenir les risques?*
- *Le leadership intelligent constitue-t-il un mécanisme médiateur dans cette relation ?*

Pour répondre à ces interrogations, une approche quantitative a été retenue, fondée sur une enquête menée auprès de managers impliqués dans des projets d'intelligence artificielle au sein d'organisations opérant dans la région d'Agadir. Les données collectées ont été analysées à l'aide de la méthode PLS-SEM, permettant de tester les relations entre les variables du modèle conceptuel proposé.

En apportant des données empiriques issues d'un contexte émergent encore peu exploré, cette recherche contribue à enrichir la littérature sur les transformations organisationnelles liées à l'intelligence artificielle. Elle permet également de mieux comprendre les conditions dans lesquelles les technologies intelligentes peuvent renforcer les capacités organisationnelles de prévention des risques, tout en éclairant le rôle du leadership dans ce processus.

Le reste de l'article est structuré comme suit : la première section présente le cadre théorique et les hypothèses de recherche ; la deuxième décrit la méthodologie adoptée ; la troisième expose les résultats empiriques ; enfin, la dernière section discute les implications, les limites et les perspectives de recherche.

2. Cadre théorique et développement des hypothèses

2.1. Articulation des cadres théoriques mobilisés

Cette recherche s'appuie sur trois cadres théoriques complémentaires, articulés de manière intégrée afin d'expliquer les relations entre intelligence artificielle, leadership intelligent et prévention des risques.

L'Information Processing Theory constitue le cadre central de cette étude. Elle postule que la performance organisationnelle dépend de la capacité à traiter efficacement l'information dans des environnements complexes et incertains. Dans ce contexte, l'intelligence artificielle est mobilisée comme une infrastructure cognitive augmentant les capacités de collecte, d'analyse et d'interprétation des données.

La théorie des capacités dynamiques joue un rôle complémentaire en expliquant comment les organisations transforment ces capacités informationnelles en ressources stratégiques. Elle met l'accent sur la capacité des dirigeants à intégrer, reconfigurer et exploiter les technologies pour s'adapter à l'environnement.

Enfin, la théorie socio-technique fournit un cadre modérateur, en soulignant que la performance dépend de l'interaction entre systèmes technologiques et acteurs humains. Elle permet ainsi de

comprendre que les effets de l'IA ne sont ni automatiques ni exclusivement technologiques, mais dépendants des pratiques managériales.

Ainsi, l'Information Processing Theory structure le modèle, tandis que les capacités dynamiques et la théorie socio-technique en expliquent respectivement la transformation et les conditions d'efficacité.

2.2. Clarification conceptuelle du leadership intelligent

Le concept de leadership intelligent demeure encore émergent et nécessite une clarification conceptuelle rigoureuse. Dans cette recherche, il est défini comme :

La capacité du dirigeant à intégrer, interpréter et exploiter les résultats générés par les systèmes d'intelligence artificielle dans ses processus décisionnels, tout en maintenant un jugement critique, une responsabilité éthique et une orientation stratégique centrée sur l'humain.

Cette définition opérationnelle se distingue de construits proches :

- **Le Transformational Leadership** met l'accent sur l'inspiration et la motivation des équipes, sans intégration spécifique des technologies d'IA.
- **L'Ambidextrous Leadership** se concentre sur la capacité à gérer exploration et exploitation organisationnelle, sans centrage explicite sur les systèmes algorithmiques.
- **Le Data-driven Leadership** insiste sur l'usage des données, mais ne couvre pas nécessairement la dimension critique, éthique et interprétative des résultats algorithmiques.

Ainsi, le leadership intelligent se situe à l'intersection de ces approches, mais s'en distingue par son hybridation explicite entre intelligence humaine et intelligence artificielle.

2.3. Intelligence artificielle et leadership intelligent

L'intelligence artificielle (IA) constitue aujourd'hui l'un des leviers les plus structurants de la transformation organisationnelle. En automatisant le traitement massif des données, en améliorant les capacités prédictives et en facilitant l'extraction de signaux faibles, l'IA modifie en profondeur les processus décisionnels et les pratiques managériales (Brynjolfsson & McAfee, 2017 ; Davenport & Ronanki, 2018).

Les recherches récentes soulignent que l'adoption de l'IA ne se limite pas à un simple changement technologique, mais induit une transformation cognitive et comportementale des dirigeants. Avolio et al. (2019) montrent que le leadership à l'ère numérique repose sur la capacité du manager à intégrer les analyses algorithmiques dans son raisonnement stratégique tout en conservant un jugement critique. Dans la même perspective, George et al. (2022) mettent en évidence l'émergence d'un leadership « augmenté », caractérisé par l'hybridation entre intelligence humaine et intelligence artificielle.

Empiriquement, plusieurs travaux confirment que l'IA favorise le développement de compétences managériales avancées, telles que l'agilité décisionnelle, la capacité d'adaptation et la gestion de la complexité (Raisch & Krakowski, 2021 ; Jöhnk et al., 2021). Ces résultats s'inscrivent dans le cadre de l'Information Processing Theory, selon laquelle l'amélioration des capacités informationnelles permet aux dirigeants de mieux traiter l'incertitude et d'optimiser leurs décisions stratégiques.

Ainsi, l'adoption de l'IA semble renforcer directement le développement d'un leadership intelligent, défini comme la capacité du dirigeant à mobiliser de manière complémentaire les ressources technologiques, cognitives et éthiques afin d'orienter l'action collective. Cette relation conduit à formuler l'hypothèse suivante :

H1 : *L'adoption de l'intelligence artificielle exerce un effet positif sur le développement du leadership intelligent.*

2.4. Leadership intelligent et prévention proactive des risques

La prévention proactive des risques repose sur la capacité des organisations à anticiper les

menaces, détecter les signaux faibles et déployer des réponses préventives adaptées (Hopkin, 2018 ; Arena et al., 2020). Dans ce processus, le rôle du leadership apparaît déterminant. Selon la théorie des capacités dynamiques (Teece, 2007 ; Teece et al., 2016), la capacité à anticiper et à gérer les risques dépend largement de l'aptitude des dirigeants à intégrer, recombinaison et transformer les ressources disponibles. Plusieurs études empiriques confirment que les leaders dotés de compétences analytiques, cognitives et éthiques développent des dispositifs de gestion des risques plus performants (Giannakis & Papadopoulos, 2016 ; Boin et al., 2017).

Par ailleurs, Glikson et Woolley (2020) montrent que la confiance dans les systèmes algorithmiques, combinée à une posture critique du leader, améliore la qualité des décisions et la capacité d'anticipation organisationnelle. De même, Lee (2020) souligne que l'interprétation humaine des recommandations algorithmiques constitue un facteur clé de réduction des biais décisionnels et de prévention des erreurs stratégiques.

Ces travaux suggèrent que le leadership intelligent joue un rôle central dans la construction d'une gouvernance proactive des risques. Cette relation conduit à formuler la seconde hypothèse :

H2 : *Le leadership intelligent exerce un effet positif sur la capacité de prévention proactive des risques.*

2.5. Rôle médiateur du leadership intelligent dans la relation IA & prévention des risques

La littérature récente met en évidence que l'impact de l'IA sur la performance organisationnelle et la gestion des risques n'est pas direct, mais largement conditionné par les capacités managériales (Raisch & Krakowski, 2021 ; Jöhnk et al., 2021). L'IA fournit des outils puissants d'analyse prédictive, mais leur efficacité dépend de la capacité du leader à interpréter, contextualiser et intégrer ces informations dans les processus décisionnels.

Dans cette perspective, le leadership intelligent agit comme un mécanisme de conversion de la valeur technologique en performance organisationnelle. Cette logique est cohérente avec la théorie sociotechnique, selon laquelle la performance résulte de l'interaction entre systèmes techniques et acteurs humains (Trist, 1981).

Plusieurs travaux empiriques montrent que les technologies analytiques améliorent la gestion des risques lorsqu'elles sont médiatisées par des pratiques managériales adaptées, orientées vers l'apprentissage, l'agilité et l'éthique décisionnelle (Giannakis & Papadopoulos, 2016 ; Davenport & Ronanki, 2018).

Ainsi, il est attendu que l'IA améliore la prévention proactive des risques principalement à travers le développement du leadership intelligent, ce qui conduit à poser l'hypothèse suivante :

H3 : *Le leadership intelligent médie la relation entre l'adoption de l'intelligence artificielle et la prévention proactive des risques.*

2.6. Ancrage contextuel : Economies émergentes et Maroc

Les recherches sur l'intelligence artificielle dans les économies émergentes montrent que les dynamiques d'adoption sont fortement influencées par les contraintes institutionnelles, les capacités organisationnelles et les niveaux de maturité digitale. Dans le contexte africain et marocain, les travaux récents soulignent une accélération de la transformation numérique, notamment dans les secteurs bancaires, industriels et publics.

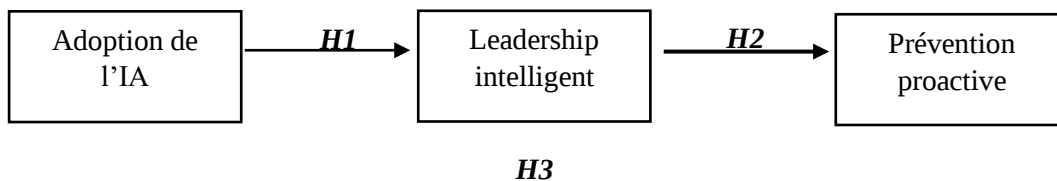
Cependant, les études empiriques intégrant simultanément IA, leadership et gestion des risques restent encore limitées dans ces contextes, ce qui renforce la pertinence de cette recherche.

2.7. Modèle conceptuel

Sur la base des développements théoriques précédents et des hypothèses formulées, cette recherche propose un modèle conceptuel visant à analyser les relations entre l'adoption de l'intelligence artificielle, le leadership intelligent et la prévention proactive des risques. Ce

modèle postule que l'intégration des technologies d'intelligence artificielle constitue un déterminant direct de la capacité des organisations à anticiper les menaces, tout en influençant le développement de formes de leadership adaptées aux environnements numériques. Il examine également le rôle potentiel du leadership intelligent comme mécanisme intermédiaire susceptible de relayer l'effet de l'intelligence artificielle sur la prévention proactive des risques. L'ensemble de ces relations hypothétiques est synthétisé dans le modèle conceptuel présenté dans la figure suivante.

Figure 1: Modèle conceptuel proposé



Source : Elaboré par les auteurs

3. Méthodologie de recherche

3.1. Positionnement épistémologique et approche méthodologique

Cette recherche s'inscrit dans une posture positiviste et mobilise une approche hypothético-déductive visant à tester empiriquement les relations entre l'adoption de l'intelligence artificielle (IA), le développement du leadership intelligent et la prévention proactive des risques organisationnels. Ce choix méthodologique repose sur la volonté d'objectiver les phénomènes étudiés à partir de données quantitatives mesurables, afin de vérifier statistiquement les hypothèses formulées. Dans cette perspective, un modèle d'équations structurelles fondé sur la méthode des moindres carrés partiels (PLS-SEM) a été retenu en raison de sa capacité à analyser simultanément plusieurs relations entre variables latentes, tout en étant adapté aux modèles exploratoires et prédictifs.

Conformément aux recommandations de la littérature en sciences de gestion, cette étude adopte un design quantitatif transversal (cross-sectional) à visée explicative, permettant d'examiner simultanément les relations entre plusieurs construits au sein d'un modèle conceptuel intégré. Ce type de design est particulièrement approprié pour analyser les effets organisationnels des technologies émergentes, notamment l'intelligence artificielle, sur les pratiques managériales et les mécanismes de prévention des risques. Toutefois, étant donné que l'ensemble des variables a été collecté au moyen d'un questionnaire unique administré aux mêmes répondants, une attention particulière a été accordée à la réduction du biais de méthode commune, notamment par la formulation claire des items et la garantie d'anonymat des réponses afin de limiter les biais de désirabilité sociale.

3.2. Population cible et stratégie d'échantillonnage

3.2.1. Population cible

La population cible de cette recherche est composée de managers, dirigeants et cadres supérieurs exerçant au sein d'organisations ayant intégré, à des degrés variables, des solutions d'intelligence artificielle dans leurs processus décisionnels, organisationnels ou opérationnels. Le choix de cette population repose sur le rôle central de ces acteurs dans l'orientation stratégique de l'entreprise, la gouvernance des technologies numériques et la mise en œuvre des innovations organisationnelles. En raison de leur implication directe dans les processus de transformation digitale, ces répondants constituent une source pertinente pour évaluer

l'influence de l'adoption de l'intelligence artificielle sur le développement du leadership intelligent et sur la prévention proactive des risques organisationnels.

3.2.2. Cadre géographique

L'étude est menée dans le contexte marocain, caractérisé par une dynamique croissante de transformation digitale au sein des organisations publiques et privées. Le choix de ce cadre géographique se justifie par l'évolution progressive de l'intégration des technologies d'intelligence artificielle dans les pratiques de gestion et de pilotage organisationnel. Ce contexte permet d'apporter une contribution empirique originale dans un environnement encore peu exploré par la littérature internationale, largement dominée par des travaux réalisés dans les économies développées. L'analyse du cas marocain offre ainsi une meilleure compréhension des mécanismes par lesquels l'adoption de l'intelligence artificielle peut influencer le leadership intelligent et renforcer les pratiques de prévention proactive des risques dans une économie émergente.

3.2.3. Méthode d'échantillonnage et taille de l'échantillon

Compte tenu de la spécificité de la population étudiée, un échantillonnage raisonné (purposive sampling) a été retenu. Cette méthode consiste à sélectionner des répondants présentant des caractéristiques directement liées à l'objet de recherche, en l'occurrence des dirigeants, cadres supérieurs et responsables impliqués dans l'intégration ou l'utilisation de technologies d'intelligence artificielle au sein de leurs organisations. Ce choix méthodologique se justifie par la nécessité de recueillir des informations auprès d'acteurs disposant d'une connaissance directe des pratiques de digitalisation, du leadership et de la gestion proactive des risques organisationnels.

L'échantillon final se compose de $N = 80$ répondants valides, appartenant à différents secteurs d'activité de la région d'Agadir, notamment les services, l'industrie, les technologies de l'information et l'administration publique. Afin d'évaluer l'adéquation de cette taille d'échantillon, une analyse de puissance statistique a priori peut être réalisée à l'aide du logiciel G*Power ou du module intégré de SmartPLS. Pour un modèle comprenant trois construits et trois relations structurelles, la littérature recommande généralement un effectif minimal compris entre 100 et 150 observations pour détecter des effets modérés ($f^2 = 0,15$) avec une puissance statistique de 0,80. Par conséquent, bien que le PLS-SEM soit reconnu pour sa robustesse face aux échantillons de taille modérée, la taille retenue dans cette étude doit être considérée comme une limite méthodologique susceptible de restreindre la généralisation des résultats, ce qui nécessite une interprétation prudente des relations observées.

3.2.4. Outil et procédure de collecte des données

Les données ont été collectées à l'aide d'un questionnaire structuré auto-administré, diffusé en ligne, permettant d'atteindre efficacement une population managériale géographiquement dispersée tout en garantissant l'anonymat et la confidentialité des réponses. Le questionnaire a été conçu à partir d'échelles adaptées de la littérature antérieure relative à l'adoption de l'intelligence artificielle, au leadership intelligent et à la prévention proactive des risques organisationnels. Lorsque les instruments d'origine étaient rédigés en langue anglaise, une procédure de traduction et de rétro-traduction (back-translation) a été appliquée afin de préserver l'équivalence conceptuelle des items et de renforcer la validité de contenu des mesures. En complément, un pré-test a été réalisé auprès d'un groupe restreint de professionnels et d'enseignants-chercheurs afin de vérifier la clarté, la pertinence et la compréhension des items avant l'administration définitive du questionnaire.

Le questionnaire était structuré en quatre sections principales portant respectivement sur les caractéristiques sociodémographiques et professionnelles des répondants, l'adoption de l'intelligence artificielle, le leadership intelligent et la prévention proactive des risques.

L'ensemble des variables a été mesuré à l'aide d'une échelle de Likert en cinq points allant de 1 (« pas du tout d'accord ») à 5 (« tout à fait d'accord »). Étant donné que l'ensemble des données a été recueilli auprès des mêmes répondants à l'aide d'un instrument unique, une attention particulière a été accordée à la réduction du biais de méthode commune (Common Method Bias), notamment par la formulation neutre des items, la séparation conceptuelle des construits et la garantie d'anonymat afin de limiter les réponses de convenance. La collecte des données s'est déroulée sur une période de six semaines, durant laquelle le questionnaire a été diffusé par l'intermédiaire de réseaux professionnels, de plateformes numériques et de contacts institutionnels. Les participants ont été informés des objectifs scientifiques de l'étude, du caractère volontaire de leur participation ainsi que de la stricte confidentialité des informations fournies.

3.2.5. Méthodes d'analyse des données

Les données ont été analysées à l'aide du logiciel SmartPLS (version 4), permettant la modélisation par équations structurelles selon l'approche des moindres carrés partiels (PLS-SEM). Cette méthode permet d'estimer simultanément le modèle de mesure et le modèle structurel et s'avère particulièrement adaptée aux recherches exploratoires ainsi qu'aux modèles comportant plusieurs variables latentes. Toutefois, bien que le PLS-SEM soit compatible avec des échantillons de taille modérée, l'interprétation des résultats a été réalisée avec prudence en raison de la taille relativement limitée de l'échantillon, conformément aux recommandations méthodologiques relatives à l'analyse de puissance statistique préalable.

Dans un premier temps, la qualité du modèle de mesure a été évaluée en examinant les charges factorielles des indicateurs, la cohérence interne des construits à travers l'alpha de Cronbach et la fiabilité composite, ainsi que la validité convergente mesurée par l'Average Variance Extracted (AVE). La validité discriminante a été vérifiée à l'aide du critère de Fornell-Larcker et de l'indice HTMT (Heterotrait-Monotrait Ratio), afin de renforcer la robustesse de l'évaluation du modèle de mesure. Par ailleurs, afin d'examiner l'influence potentielle du biais de méthode commune dans cette étude à source unique, un test du facteur unique de Harman a été mobilisé comme vérification complémentaire.

Dans un second temps, le modèle structurel a été évalué en analysant les coefficients de chemin entre les variables latentes, les tailles d'effet (f^2) ainsi que le coefficient de détermination (R^2) des variables endogènes. La significativité statistique des relations a été testée à l'aide de la procédure de bootstrapping fondée sur 5000 rééchantillonnages, permettant d'obtenir les valeurs t , les intervalles de confiance et les niveaux de signification associés aux coefficients estimés. Cette procédure a permis de vérifier empiriquement la solidité des relations hypothétiques entre l'adoption de l'intelligence artificielle, le leadership intelligent et la prévention proactive des risques organisationnels.

3.2.6. Apports méthodologiques

La méthodologie adoptée permet d'examiner empiriquement les relations entre l'adoption de l'intelligence artificielle, le leadership intelligent et la prévention proactive des risques au sein des organisations étudiées. Elle repose sur une approche quantitative fondée sur la modélisation par équations structurelles selon la méthode PLS-SEM, mise en œuvre à l'aide du logiciel SmartPLS. Cette démarche méthodologique intègre l'évaluation de la fiabilité et de la validité des instruments de mesure, tout en tenant compte des exigences relatives à la qualité du modèle de mesure et du modèle structurel. Malgré la taille modérée de l'échantillon, l'analyse permet de proposer une première validation empirique des relations étudiées, tout en reconnaissant les limites associées à la généralisation des résultats.

Cette démarche contribue également à documenter ces relations dans le contexte organisationnel de la région d'Agadir, caractérisé par une dynamique croissante de

transformation numérique. En mobilisant des données issues d'acteurs directement impliqués dans l'intégration des technologies d'intelligence artificielle, l'étude apporte un éclairage empirique sur les mécanismes par lesquels ces technologies peuvent influencer les pratiques de leadership et de gestion des risques. Sur le plan méthodologique, elle souligne également l'importance de renforcer, dans de futures recherches, la robustesse des résultats par l'élargissement de l'échantillon et, lorsque cela est possible, par le recours à une triangulation méthodologique combinant approches quantitatives et qualitatives afin d'améliorer la validité externe des conclusions.

3.2.7. Instruments de mesure

Les variables du modèle ont été mesurées à l'aide d'échelles multi-items adaptées de la littérature existante. Chaque construit a été opérationnalisé à travers plusieurs indicateurs destinés à refléter les différentes dimensions conceptuelles de l'adoption de l'intelligence artificielle, du leadership intelligent et de la prévention proactive des risques organisationnels. Afin de garantir la validité de contenu des instruments, les échelles initialement rédigées en langue anglaise ont fait l'objet d'une procédure de traduction et de rétro-traduction (back-translation), suivie d'un pré-test auprès d'un nombre restreint de répondants présentant un profil similaire à celui de la population cible. Cette démarche a permis de vérifier la clarté, la pertinence et l'adéquation contextuelle des items dans le cadre organisationnel étudié.

Les items ont été évalués sur une échelle de Likert en cinq points allant de « Pas du tout d'accord » à « Tout à fait d'accord ». Bien que chaque construit soit mesuré par un nombre limité d'indicateurs, conformément aux exigences minimales de la modélisation PLS-SEM, cette structure reste acceptable pour une étude exploratoire, tout en reconnaissant que l'intégration d'un nombre plus élevé d'items dans de futures recherches pourraient améliorer la couverture conceptuelle des construits. Le tableau suivant présente la synthèse des items mobilisés ainsi que leurs principales sources théoriques.

Tableau 1 : Synthèse des items de mesure et sources

Item	Libellé	Source
AI1	Notre organisation utilise des systèmes d'intelligence artificielle pour soutenir la prise de décision.	Davenport & Ronanki (2018)
AI2	Les technologies d'IA sont intégrées dans les processus opérationnels clés de l'organisation.	Brynjolfsson & McAfee (2017)
AI3	L'IA permet d'analyser de grandes quantités de données en temps réel.	Davenport (2023)
LI1	Les dirigeants utilisent les données et analyses issues de l'IA pour orienter leurs décisions.	George et al. (2022)
LI2	Les leaders combinent jugement humain et recommandations algorithmiques.	Glikson & Woolley (2020)
LI3	Le leadership favorise l'adaptation aux environnements numériques complexes.	Avolio et al. (2019)
PR1	L'organisation identifie les risques potentiels avant leur matérialisation.	Giannakis & Papadopoulos (2016)
PR2	Des mécanismes sont en place pour détecter rapidement les anomalies ou menaces.	Boin et al. (2017)
PR3	L'organisation met en œuvre des actions préventives pour limiter les impacts des risques.	Kalogiannidis et al. (2024)

Source : Elaboré par les auteurs

4. Résultats et discussion

4.1. Évaluation du modèle de mesure

L'évaluation du modèle de mesure constitue une étape essentielle dans l'analyse par modélisation des équations structurelles selon la méthode PLS-SEM, car elle permet de vérifier la qualité psychométrique des instruments de mesure associés aux variables latentes étudiées.

Conformément aux recommandations méthodologiques de Hair et al. (2019), cette étape vise à s'assurer que les indicateurs mobilisés mesurent de manière fiable et valide les construits relatifs à l'adoption de l'intelligence artificielle, au leadership intelligent et à la prévention proactive des risques organisationnels. Dans cette recherche, cette phase revêt une importance particulière dans la mesure où les échelles ont été adaptées à un contexte organisationnel spécifique, ce qui nécessite une vérification rigoureuse de leur validité empirique.

L'évaluation du modèle de mesure s'appuie sur plusieurs critères complémentaires : la fiabilité des indicateurs, la cohérence interne des construits, la validité convergente et la validité discriminante. La fiabilité individuelle des indicateurs a été examinée à travers les charges factorielles standardisées, qui traduisent le degré de corrélation entre chaque item et son construit latent. Une valeur supérieure à 0,70 est généralement considérée comme satisfaisante, indiquant que l'indicateur contribue de manière substantielle à la mesure du construit. La cohérence interne a été appréciée à l'aide de l'alpha de Cronbach et de la fiabilité composite (Composite Reliability), pour lesquelles des valeurs supérieures à 0,70 témoignent d'une fiabilité interne acceptable. La validité convergente a été vérifiée au moyen de l'Average Variance Extracted (AVE), avec un seuil minimal de 0,50, indiquant que le construit explique plus de la moitié de la variance de ses indicateurs.

La validité discriminante a ensuite été examinée afin de s'assurer que chaque construit demeure empiriquement distinct des autres variables latentes du modèle. À cette fin, le critère de Fornell-Larcker et le ratio HTMT (Heterotrait–Monotrait) ont été mobilisés comme indicateurs complémentaires de discrimination conceptuelle. En complément, compte tenu du caractère auto-administré du questionnaire et de la collecte des données auprès d'une source unique, une vérification du biais de méthode commune a été réalisée à travers le test du facteur unique de Harman, afin de s'assurer qu'aucun facteur dominant ne compromette l'interprétation des relations observées. L'ensemble de ces analyses permet de confirmer que les instruments de mesure utilisés présentent des propriétés psychométriques satisfaisantes et peuvent être mobilisés de manière fiable pour l'évaluation du modèle structurel. Les résultats détaillés de cette évaluation sont présentés dans les sections suivantes.

4.2. Fiabilité des indicateurs

La fiabilité des indicateurs a été évaluée à partir des charges factorielles standardisées obtenues dans le cadre du modèle de mesure réflexif estimé sous SmartPLS. Ces charges permettent d'apprécier la contribution individuelle de chaque item à son construit latent et constituent un critère fondamental pour juger de la qualité des instruments de mesure. Conformément aux recommandations méthodologiques en PLS-SEM, un seuil minimal de 0,70 est généralement retenu afin de garantir que chaque indicateur explique une proportion substantielle de la variance du construit auquel il est rattaché.

Tableau 2 : Charges factorielles des indicateurs

Indicateur	Adoption IA	Leadership intelligent	Prévention proactive
ADOP1	0,914	—	—
ADOP2	0,916	—	—
ADOP3	0,896	—	—
LEAD1	—	0,918	—
LEAD2	—	0,932	—
LEAD3	—	0,907	—
PREV1	—	—	0,909
PREV2	—	—	0,916
PREV3	—	—	0,919

Source : Elaboré par les auteurs à partir des résultats SmartPLS

Dans le cadre de cette étude, l'examen des charges factorielles permet également de vérifier que les items adaptés de la littérature conservent leur pertinence empirique dans le contexte organisationnel étudié. Les indicateurs présentant des valeurs inférieures au seuil recommandé peuvent être examinés afin d'éviter toute altération de la validité convergente et de la cohérence interne des construits. Les résultats détaillés de cette analyse sont présentés dans le tableau 2 ci-dessus.

Les résultats montrent que l'ensemble des charges factorielles dépasse largement le seuil recommandé de 0,70, avec des valeurs comprises entre 0,896 et 0,932. Les indicateurs relatifs à l'adoption de l'intelligence artificielle présentent des charges particulièrement élevées, confirmant la cohérence de cette échelle. De même, les items du leadership intelligent et de la prévention proactive des risques affichent des valeurs élevées et homogènes, attestant d'une forte corrélation entre les indicateurs et leurs construits respectifs. Aucun item ne présente de charge faible ou problématique, ce qui justifie leur maintien intégral dans le modèle. Ces résultats confirment ainsi la fiabilité des indicateurs et la qualité du modèle de mesure.

4.2.1. Fiabilité interne et validité convergente

La fiabilité interne et la validité convergente des construits ont été évaluées afin de vérifier la cohérence des échelles de mesure et leur capacité à représenter de manière adéquate les concepts étudiés. Conformément aux recommandations méthodologiques en PLS-SEM, la fiabilité interne a été examinée à l'aide de l'alpha de Cronbach et de la fiabilité composite (Composite Reliability), tandis que la validité convergente a été appréciée à partir de l'Average Variance Extracted (AVE). Ces indicateurs permettent de déterminer si les items associés à chaque variable latente présentent un niveau satisfaisant d'homogénéité et contribuent conjointement à la mesure du construit correspondant.

Selon les seuils généralement admis, des valeurs supérieures à 0,70 pour l'alpha de Cronbach et la fiabilité composite témoignent d'une cohérence interne satisfaisante, alors qu'une valeur d'AVE supérieure à 0,50 confirme que le construit explique une part suffisante de la variance de ses indicateurs. Dans cette recherche, cette vérification est particulièrement importante dans la mesure où les échelles ont été adaptées de la littérature existante à un contexte organisationnel spécifique, ce qui nécessite de confirmer empiriquement leur robustesse psychométrique. Les résultats détaillés de cette évaluation sont présentés dans le tableau 3.

Tableau 3 : Fiabilité interne et validité convergente

Construit	Alpha de Cronbach	Fiabilité composite	AVE
Adoption IA	0,894	0,934	0,826
Leadership intelligent	0,908	0,942	0,844
Prévention proactive	0,903	0,939	0,837

Source : Elaboré par les auteurs à partir des résultats SmartPLS

Les résultats indiquent que l'ensemble des construits présente des niveaux élevés de fiabilité interne, avec des valeurs d'alpha de Cronbach comprises entre 0,894 et 0,908 et des fiabilités composites supérieures à 0,93. Ces valeurs traduisent une forte cohérence entre les indicateurs de chaque construit. Par ailleurs, les valeurs d'AVE dépassent largement le seuil de 0,50, confirmant une validité convergente satisfaisante. Cela signifie que chaque variable latente explique une proportion importante de la variance de ses items. Dans l'ensemble, ces résultats attestent de la qualité psychométrique des échelles utilisées et permettent de poursuivre l'évaluation du modèle structurel.

4.2.2. Validité discriminante

La validité discriminante a été examinée afin de vérifier que les construits du modèle mesurent des concepts empiriquement distincts et non redondants. Cette étape vise à s'assurer qu'une variable latente partage davantage de variance avec ses propres indicateurs qu'avec les autres

variables du modèle. Dans le cadre de cette étude, la validité discriminante a été évaluée à l'aide du critère de Fornell-Larcker ainsi que du ratio HTMT (Heterotrait–Monotrait), deux approches recommandées en PLS-SEM pour apprécier la différenciation entre les variables latentes.

Le critère de Fornell-Larcker repose sur la comparaison entre la racine carrée de l'AVE de chaque construit et ses corrélations avec les autres construits, tandis que le ratio HTMT permet de détecter d'éventuels chevauchements conceptuels entre variables. Une validité discriminante satisfaisante est confirmée lorsque la racine carrée de l'AVE d'un construit demeure supérieure à ses corrélations inter-construites et lorsque les valeurs du HTMT restent inférieures au seuil recommandé. Les résultats de cette analyse, présentés dans le tableau 4, permettent ainsi de vérifier que l'adoption de l'intelligence artificielle, le leadership intelligent et la prévention proactive des risques représentent des dimensions conceptuellement distinctes au sein du modèle étudié.

Tableau 4 : Corrélations entre les variables latentes

Variables	Adoption IA	Leadership intelligent	Prévention proactive
Adoption IA	0,909	0,525	0,697
Leadership intelligent	0,525	0,919	0,398
Prévention proactive	0,697	0,398	0,915

Source : Elaboré par les auteurs à partir des résultats SmartPLS

Les résultats du tableau 4 montrent que la racine carrée de l'AVE de chaque construit est systématiquement supérieure aux corrélations observées avec les autres variables latentes. Par exemple, la racine carrée de l'AVE de l'adoption de l'intelligence artificielle (0,909) demeure supérieure à ses corrélations avec le leadership intelligent (0,525) et la prévention proactive des risques (0,697). De même, les construits de leadership intelligent et de prévention proactive présentent des valeurs diagonales supérieures aux corrélations inter-construits correspondantes. Conformément au critère de Fornell-Larcker, ces résultats confirment que les construits étudiés sont empiriquement distincts et que la validité discriminante du modèle de mesure est satisfaisante.

4.3. Évaluation du modèle structurel

Après validation du modèle de mesure, l'étape suivante consiste à évaluer le modèle structurel afin d'examiner les relations entre les variables latentes. Cette analyse vise à tester le pouvoir explicatif du modèle ainsi que la significativité des liens hypothétiques entre l'adoption de l'intelligence artificielle, le leadership intelligent et la prévention proactive des risques. L'évaluation du modèle structurel repose notamment sur la vérification de l'absence de colinéarité, l'analyse du coefficient de détermination des variables endogènes et l'examen des coefficients de chemin estimés à l'aide de la procédure de bootstrapping. Compte tenu de la taille modérée de l'échantillon, les résultats sont interprétés avec prudence afin de préserver la rigueur méthodologique de l'analyse. Les résultats obtenus sont présentés dans les sous-sections suivantes.

4.3.1. Test de Colinéarité

Avant d'examiner les relations structurelles entre les variables latentes, il est nécessaire de vérifier l'absence de multicolinéarité susceptible d'affecter la stabilité des estimations du modèle. La colinéarité a été évaluée à l'aide du facteur d'inflation de la variance (Variance Inflation Factor – VIF), qui permet de mesurer le degré de corrélation entre les variables prédictives du modèle structurel. En PLS-SEM, des valeurs de VIF inférieures au seuil critique de 5, et idéalement inférieures à 3,3, indiquent généralement l'absence de problème de multicolinéarité susceptible de biaiser les coefficients estimés. Les résultats obtenus pour les relations entre les variables prédictives du modèle sont présentés dans le tableau 5.

Tableau 5 : Évaluation de la colinéarité entre les construits

Relation structurelle	VIF
Adoption IA → Leadership intelligent	1,000
Adoption IA → Prévention proactive	1,381
Leadership intelligent → Prévention proactive	1,381

Source : Elaboré par les auteurs à partir des résultats SmartPLS

Les résultats du tableau 5 montrent que les valeurs du facteur d'inflation de la variance (Variance Inflation Factor – VIF) associées aux relations entre les construits varient entre 1,000 et 1,381, soit des niveaux largement inférieurs au seuil critique de 5 généralement retenu en modélisation PLS-SEM. Ces résultats indiquent l'absence de problème significatif de multicolinéarité entre les variables prédictives du modèle structurel. En particulier, les relations impliquant l'adoption de l'intelligence artificielle et le leadership intelligent présentent des niveaux de colinéarité faibles, ce qui confirme que chaque construit apporte une contribution distincte à l'explication des variables endogènes.

Sur le plan méthodologique, ces résultats renforcent la robustesse du modèle structurel, dans la mesure où une faible colinéarité permet d'obtenir des coefficients de chemin plus stables et plus fiables. L'absence de redondance excessive entre les variables explicatives confirme également que les relations observées entre l'adoption de l'intelligence artificielle, le leadership intelligent et la prévention proactive des risques peuvent être interprétées sans risque majeur de biais statistique lié à la corrélation entre prédicteurs. Ainsi, les conditions nécessaires à l'analyse des relations causales au sein du modèle sont satisfaites, ce qui permet de poursuivre l'évaluation du pouvoir explicatif et de la significativité des liens structurels.

4.3.2. Pouvoir explicatif du modèle

Le pouvoir explicatif du modèle structurel a été évalué à l'aide du coefficient de détermination (R^2), qui indique la proportion de variance des variables endogènes expliquée par les variables exogènes. Cet indicateur permet d'apprécier la capacité du modèle à rendre compte des phénomènes étudiés. En PLS-SEM, des valeurs de R^2 de 0,25, 0,50 et 0,75 sont généralement interprétées comme respectivement faibles, modérées et substantielles. Des valeurs plus élevées traduisent ainsi un meilleur niveau d'explication des variables dépendantes. Les résultats obtenus pour les variables endogènes sont présentés dans le tableau 6.

Tableau 6 : Coefficients de détermination (R^2)

Variable endogène	R^2	R^2 ajusté
Leadership intelligent	0,227	0,217
Prévention proactive	0,401	0,385

Source : Elaboré par les auteurs à partir des résultats SmartPLS

Les résultats indiquent que l'adoption de l'intelligence artificielle explique 22,7 % de la variance du leadership intelligent, ce qui correspond à un pouvoir explicatif modéré. En ce qui concerne la prévention proactive des risques, le modèle explique 40,1 % de sa variance, traduisant un niveau explicatif satisfaisant dans le contexte des recherches en sciences de gestion. Ces résultats suggèrent que l'intelligence artificielle constitue un facteur déterminant du leadership intelligent et, plus encore, de la capacité des organisations à anticiper les risques. Toutefois, une part de la variance reste inexpliquée, ce qui laisse supposer l'existence d'autres facteurs organisationnels susceptibles d'influencer ces variables.

4.3.3. Test des relations structurelles

L'évaluation des relations structurelles vise à examiner la direction, l'intensité et la significativité statistique des liens entre les variables latentes du modèle. Les coefficients de chemin standardisés ont été estimés à l'aide de la méthode PLS-SEM sous SmartPLS, tandis que leur significativité a été vérifiée par la procédure de bootstrapping fondée sur 5 000 ré

échantillonnages. Cette procédure permet d'obtenir les valeurs t, les niveaux de signification et les intervalles de confiance associés à chaque relation hypothétique. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 7.

Tableau 7 : Coefficients de chemin et significativité

Relation	Coefficient β	T-value	Résultat
Adoption IA $\rightarrow$ Leadership intelligent	0,476	6,221	Significatif
Adoption IA $\rightarrow$ Prévention proactive	0,588	6,424	Significatif
Leadership intelligent $\rightarrow$ Prévention proactive	0,084	0,707	Non significatif

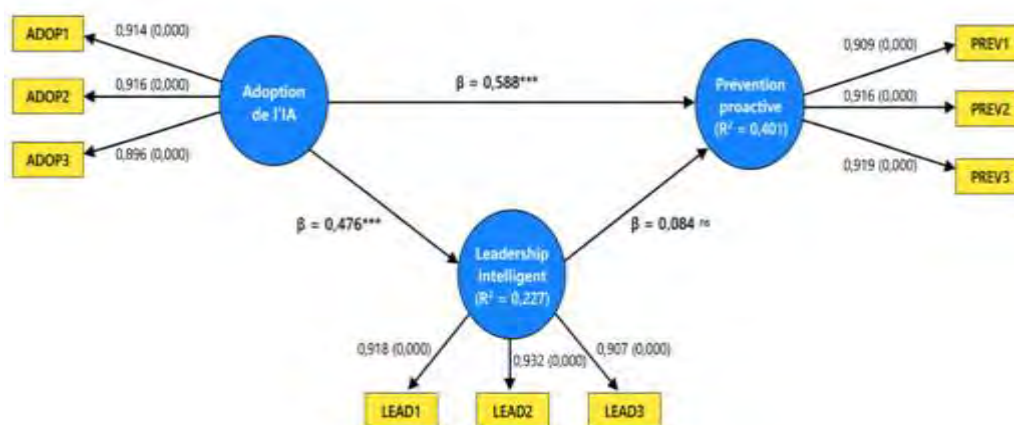
Source : Elaboré par les auteurs à partir des résultats SmartPLS

Les résultats indiquent que l'adoption de l'intelligence artificielle exerce un effet positif et statistiquement significatif sur le leadership intelligent, ce qui suggère que l'intégration des technologies d'IA favorise l'émergence de pratiques managériales davantage orientées vers l'exploitation des données et l'adaptation aux transformations numériques. De même, l'adoption de l'intelligence artificielle présente un effet positif et significatif sur la prévention proactive des risques, mettant en évidence le rôle direct de ces technologies dans la capacité des organisations à anticiper les menaces et à mettre en œuvre des actions préventives.

En revanche, l'effet du leadership intelligent sur la prévention proactive des risques apparaît faible et statistiquement non significatif. Ce résultat indique que, dans le contexte étudié, le leadership intelligent ne contribue pas de manière significative à l'amélioration de la prévention proactive des risques. Ces résultats suggèrent ainsi que l'influence de l'intelligence artificielle sur la prévention des risques s'exerce principalement de manière directe au sein des organisations étudiées.

La figure 2 présente le modèle structurel estimé à l'aide de la méthode PLS-SEM après la procédure de bootstrapping. Elle permet de visualiser simultanément l'intensité des relations entre les variables latentes, leur niveau de significativité ainsi que le pouvoir explicatif des variables endogènes.

Figure 2 : Modèle structurel estimé (PLS-SEM)



Source : Sortie Graphique du modèle structure (Bootstrapping SmartPLS)

La figure 2 permet de visualiser les relations structurelles entre les variables latentes ainsi que leur niveau de significativité. Elle confirme que l'adoption de l'intelligence artificielle exerce un effet positif et significatif sur le leadership intelligent et sur la prévention proactive des risques. Les coefficients de chemin observés montrent que l'intégration des technologies

d'intelligence artificielle constitue un facteur déterminant dans l'évolution des pratiques managériales et dans la capacité des organisations à anticiper les menaces.

En revanche, la relation entre le leadership intelligent et la prévention proactive des risques apparaît faible et non significative. Ce résultat suggère que, dans le contexte étudié, les pratiques de leadership intelligent ne jouent pas un rôle déterminant dans la mise en œuvre d'actions préventives face aux risques.

Par ailleurs, les coefficients de détermination indiqués au sein des variables endogènes montrent que le modèle explique une part modérée de la variance du leadership intelligent et une part plus importante de la variance de la prévention proactive des risques. Ces résultats suggèrent que l'impact de l'intelligence artificielle sur la prévention des risques s'exerce principalement de manière directe au sein des organisations étudiées.

4.4. Discussion des résultats

Les résultats empiriques mettent en évidence le rôle central de l'adoption de l'intelligence artificielle dans l'amélioration de la prévention proactive des risques au sein des organisations étudiées. L'effet positif et significatif observé confirme que l'IA constitue un levier opérationnel important permettant d'anticiper les menaces, d'identifier les signaux faibles et de réduire l'exposition aux incertitudes. Ce résultat est cohérent avec les travaux de Davenport et Ronanki (2018), qui montrent que les applications les plus répandues de l'IA en entreprise concernent l'analyse prédictive et l'automatisation des processus décisionnels, contribuant directement à une meilleure gestion des risques. De même, Kalogiannidis et al. (2024) soulignent que l'IA renforce la résilience organisationnelle en améliorant la capacité d'anticipation face aux environnements incertains.

Sur le plan théorique, ces résultats s'inscrivent dans l'Information Processing Theory, selon laquelle les organisations doivent développer des capacités informationnelles adaptées à la complexité de leur environnement afin de réduire l'incertitude décisionnelle. En améliorant la collecte, le traitement et l'analyse des données, l'IA augmente la capacité de traitement de l'information et permet aux organisations d'adopter des stratégies plus proactives face aux risques.

Par ailleurs, l'effet positif et significatif de l'adoption de l'intelligence artificielle sur le leadership intelligent confirme l'hypothèse selon laquelle la transformation numérique s'accompagne d'une évolution des pratiques managériales. Ce résultat rejoint les travaux d'Avolio et al. (2019) et de George et al. (2022), qui soulignent l'émergence d'un leadership augmenté reposant sur l'intégration des analyses algorithmiques dans la prise de décision stratégique.

Cependant, contrairement à l'hypothèse formulée, l'effet du leadership intelligent sur la prévention proactive des risques n'est pas significatif. Ce résultat suggère que, dans le contexte étudié, la capacité de prévention des risques dépend davantage des technologies d'intelligence artificielle elles-mêmes que des pratiques managériales associées. Les systèmes d'IA semblent ainsi jouer un rôle direct dans l'identification et l'anticipation des risques, réduisant l'influence relative du leadership sur ce processus.

Enfin, le niveau de variance expliquée pour la prévention proactive des risques montre que le modèle proposé rend compte d'une part modérée de ce phénomène, tout en suggérant l'existence d'autres facteurs organisationnels susceptibles d'influencer cette capacité, tels que la culture du risque, la maturité numérique ou les mécanismes de gouvernance. Dans l'ensemble, ces résultats montrent que l'intelligence artificielle constitue un levier central de transformation organisationnelle dont l'effet sur la prévention proactive des risques apparaît principalement direct dans les organisations étudiées.

5. Conclusion

Cette recherche avait pour objectif d'analyser l'influence de l'adoption de l'intelligence artificielle sur la prévention proactive des risques, en examinant le rôle du leadership intelligent comme mécanisme explicatif potentiel. En s'appuyant sur une approche quantitative fondée sur la modélisation par équations structurelles (PLS-SEM), les résultats obtenus apportent plusieurs enseignements significatifs.

Les analyses empiriques mettent en évidence que l'adoption de l'intelligence artificielle exerce un effet direct, positif et significatif sur la prévention proactive des risques. Ce résultat confirme que les technologies d'IA constituent un levier central permettant d'améliorer la capacité des organisations à anticiper les menaces, à détecter les signaux faibles et à réduire l'incertitude décisionnelle. Par ailleurs, l'étude montre que l'adoption de l'IA favorise le développement d'un leadership intelligent, caractérisé par une prise de décision fondée sur les données et une adaptation accrue aux environnements complexes. Toutefois, contrairement aux attentes théoriques, le leadership intelligent n'exerce pas d'effet significatif sur la prévention proactive des risques, ce qui invalide son rôle médiateur dans la relation étudiée. Ces résultats suggèrent que l'impact de l'intelligence artificielle sur la prévention des risques s'opère principalement de manière directe, indépendamment des transformations managériales associées.

Au regard de ces résultats, cette recherche apporte plusieurs contributions en réponse au gap identifié dans la littérature.

Sur le plan théorique, l'étude propose une lecture intégrée des relations entre intelligence artificielle, leadership et gestion des risques, en s'inscrivant dans une perspective socio-technique enrichie par l'Information Processing Theory et la théorie des capacités dynamiques. Elle met en évidence que l'intelligence artificielle peut être appréhendée comme une capacité informationnelle autonome, capable d'influencer directement la prévention des risques, au-delà des mécanismes managériaux traditionnellement mobilisés. Ce résultat nuance les approches existantes qui considèrent le leadership comme un médiateur systématique dans l'exploitation des technologies.

Sur le plan méthodologique, cette recherche contribue en fournissant une validation empirique des relations étudiées à travers l'utilisation de la méthode PLS-SEM appliquée à un échantillon de managers impliqués dans des projets d'intelligence artificielle. Elle apporte ainsi des données quantitatives dans un champ encore dominé par des approches conceptuelles ou qualitatives, tout en enrichissant les travaux empiriques portant sur l'intégration des technologies émergentes dans la gestion des risques.

Sur le plan managérial, les résultats mettent en évidence que l'amélioration de la prévention proactive des risques repose avant tout sur l'intégration effective des technologies d'intelligence artificielle dans les processus organisationnels et décisionnels. Si le développement du leadership intelligent accompagne la transformation numérique, il ne constitue pas, dans le contexte étudié, un levier déterminant de la performance en matière de prévention des risques. Ces résultats invitent ainsi les organisations à accorder une attention prioritaire à la qualité des infrastructures technologiques, à la gestion des données et à l'opérationnalisation des outils d'IA.

Malgré ses apports, cette recherche présente certaines limites. La taille de l'échantillon et son ancrage géographique dans la région d'Agadir peuvent restreindre la généralisation des résultats à d'autres contextes organisationnels. Par ailleurs, d'autres variables susceptibles d'influencer la prévention proactive des risques, telles que la culture organisationnelle, la maturité numérique ou les mécanismes de gouvernance, n'ont pas été intégrées au modèle.

Dans cette perspective, des recherches futures pourraient approfondir ces résultats en mobilisant des échantillons plus larges, en adoptant des approches longitudinales ou comparatives, et en

intégrant des variables complémentaires afin de mieux comprendre les conditions d'une gestion proactive des risques à l'ère de l'intelligence artificielle.

En définitive, cette étude met en évidence le rôle structurant de l'intelligence artificielle dans la transformation des capacités organisationnelles face aux risques contemporains, tout en soulignant que l'équilibre entre dimensions technologiques et managériales reste dépendant des contextes organisationnels.

Références :

- (1). Avolio, B. J., Kahai, S., & Dodge, G. E. (2001). E-leadership: Implications for theory, research, and practice. *The Leadership Quarterly*, 11(4), 615–668.
- (2). Avolio, B. J., Sosik, J. J., Kahai, S. S., & Baker, B. (2019). E-leadership: Re-examining transformations in leadership source and transmission. *The Leadership Quarterly*, 30(1), 1–21.
- (3). Bass, B. M., & Avolio, B. J. (1995). MLQ Multifactor Leadership Questionnaire. Mind Garden.
- (4). Boin, A., 't Hart, P., Stern, E., & Sundelius, B. (2017). *The politics of crisis management: Public leadership under pressure*. Cambridge University Press.
- (5). Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, platform, crowd: Harnessing our digital future*. W. W. Norton & Company.
- (6). Davenport, T. H. (2023). *All-in on AI: How smart companies win big with artificial intelligence*. Harvard Business Review Press.
- (7). Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.
- (8). George, G., Lakhani, K. R., & Puranam, P. (2022). What has changed? The impact of artificial intelligence on the future of management. *Academy of Management Perspectives*, 36(1), 1–6.
- (9). Giannakis, M., & Papadopoulos, T. (2016). Supply chain sustainability: A risk management approach. *International Journal of Production Economics*, 171, 455–470.
- (10). Glikson, E., & Woolley, A. W. (2020). Human trust in artificial intelligence: Review of empirical research. *Academy of Management Annals*, 14(2), 627–660.
- (11). Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2019). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (2nd ed.). Sage.
- (12). Hopkin, P. (2018). *Fundamentals of risk management* (5th ed.). Kogan Page.
- (13). Jöhnk, J., Weißert, M., & Wyrski, K. (2021). Ready or not, AI comes—An interview study of organizational AI readiness factors. *Business & Information Systems Engineering*, 63, 5–20.
- (14). Kalogiannidis, S., Tsolakis, N., & Tsagarakis, K. P. (2024). Artificial intelligence and risk management: Opportunities and challenges. *Risks*, 12(2), Article 19.
- (15). Lee, K.-F. (2020). *AI 2041: Ten visions for our future*. Crown Publishing.
- (16). Raisch, S., & Krakowski, S. (2021). Artificial intelligence and management: The automation–augmentation paradox. *Academy of Management Review*, 46(1), 192–210.
- (17). Teece, D. J. (2007). Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of sustainable enterprise performance. *Strategic Management Journal*, 28(13), 1319–1350.
- (18). Teece, D. J., Pisano, G., & Shuen, A. (1997). Dynamic capabilities and strategic management. *Strategic Management Journal*, 18(7), 509–533.
- (19). Trist, E. L. (1981). *The evolution of socio-technical systems*. Ontario Ministry of Labour.

- (20). Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478.
- (21). Venkatraman, N., & Ramanujam, V. (1986). Measurement of business performance in strategy research. *Academy of Management Review*, 11(4), 801–814.