

Les perceptions managériales comme déterminants de l'adoption de l'intelligence artificielle dans les PME : le rôle central de la confiance.

Auteur 1 : Hasna EL MEKKI.

Auteur 2 : Maryem FDIL.

Auteur 3 : Fatima-Ezzahra ALLAOUDAAY.

Auteur 4 : SI Mohamed BOUAZIZ.

Auteur 5 : Mohamed BINKKOUR.

Hasna EL MEKKI, (PhD Candidate)

Laboratoire de Recherche en Entrepreneuriat, Finance et Management des Organisations, Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales
D'Agadir, Université IBN ZOHR, Maroc

Maryem FDIL, (PhD Candidate)

Laboratoire de Recherche en Entrepreneuriat, Finance et Management des Organisations, Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales
D'Agadir, Université IBN ZOHR, Maroc

FATIMA-EZZAHRA ALLAOUDAAY

Laboratoire de Recherche en Entrepreneuriat, Finance et Management des Organisations, Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales
D'Agadir, Université IBN ZOHR, Maroc

SI Mohamed BOUAZIZ, (Enseignant-Chercheur)

Laboratoire de Recherche en Entrepreneuriat, Finance et Management des Organisations, Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales
D'Agadir, Université IBN ZOHR, Maroc

Mohamed BINKKOUR, (Enseignant-Chercheur)

Laboratoire de Recherche en Entrepreneuriat, Finance et Management des Organisations, Faculté des Sciences Juridiques, Economiques et Sociales
D'Agadir, Université IBN ZOHR, Maroc

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

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

Pour citer cet article : EL MEKKI .H, FDIL.M, ALLAOUDAAY .F E, BOUAZIZ .SI M & BINKKOUR .M (2026) « Les perceptions managériales comme déterminants de l'adoption de l'intelligence artificielle dans les PME : le rôle central de la confiance », African Scientific Journal « Volume 03, Num 37 » pp: 0814 – 0840.



DOI : 10.5281/zenodo.21720354
Copyright © 2026 – ASJ



Résumé

L'intelligence artificielle (IA) représente aujourd'hui un levier majeur de transformation des pratiques organisationnelles et de renforcement des capacités décisionnelles des entreprises. Malgré les avantages qu'elle offre en matière d'automatisation, d'analyse des données et d'amélioration de la performance, son adoption demeure limitée au sein des petites et moyennes entreprises (PME), notamment dans les économies émergentes. Cette situation souligne l'importance des facteurs humains et organisationnels dans le processus d'adoption technologique.

Cette étude vise à analyser le rôle de la perception managériale dans l'adoption de l'intelligence artificielle au sein des PME, en mettant en évidence les opportunités perçues et les réticences susceptibles d'influencer cette décision. S'appuyant sur une approche quantitative, la recherche repose sur une enquête menée auprès de dirigeants et managers de PME du secteur agroalimentaire de la région Souss-Massa. Les données ont été analysées à l'aide de la méthode PLS-SEM.

Les résultats montrent que la performance attendue, les conditions organisationnelles, la confiance et la perception du risque influencent significativement l'adoption de l'IA. Ils soulignent également le rôle central de la confiance comme mécanisme explicatif du processus d'adoption. Cette étude contribue à une meilleure compréhension des déterminants de l'adoption de l'IA dans le contexte des PME.

Mots-clés : Intelligence artificielle, adoption technologique, perception managériale, PME, confiance, transformation numérique

Summary

Artificial intelligence (AI) has emerged as a key driver of organizational transformation, offering significant opportunities to enhance decision-making processes and operational performance. Despite its potential benefits in automation, data analytics, and business efficiency, AI adoption remains limited among small and medium-sized enterprises (SMEs), particularly in emerging economies. This situation highlights the importance of human and organizational factors in the technology adoption process.

This study examines the role of managerial perceptions in AI adoption within SMEs by exploring both the perceived opportunities and the barriers that influence adoption decisions. Adopting a quantitative approach, the research is based on a survey conducted among managers and executives of SMEs operating in the agri-food sector in the Souss-Massa region of Morocco. The collected data were analyzed using the Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) method. The findings reveal that expected performance, organizational conditions, trust, and perceived risk significantly influence AI adoption. The results also emphasize the central role of trust as a key mechanism explaining the adoption process. This study contributes to a better understanding of the determinants of AI adoption in SMEs and provides practical insights for supporting their digital transformation.

Keywords: Artificial intelligence, technology adoption, managerial perception, SMEs, trust, digital transformation.

Introduction

La transformation digitale constitue aujourd'hui un vecteur majeur de mutation des pratiques organisationnelles, en particulier dans le domaine financier, où l'émergence de technologies avancées telles que l'intelligence artificielle (IA) redéfinit les modalités de gestion, d'analyse des données et de prise de décision au sein des organisations. Fondée sur des techniques de machine learning, d'analyse de données massives et d'algorithmes prédictifs, l'IA permet de traiter d'importants volumes d'informations en temps réel, d'améliorer la précision des diagnostics financiers et de renforcer la prise de décision stratégique. Dans ce contexte, les processus décisionnels évoluent vers une logique plus proactive, fondée sur l'exploitation intelligente des données.

Cette évolution revêt une importance particulière pour les petites et moyennes entreprises (PME), qui constituent un pilier du tissu économique tout en demeurant fortement exposées aux incertitudes et aux contraintes de financement. En raison de ressources limitées et d'une structuration souvent moins formalisée, ces entreprises rencontrent souvent des contraintes en matière de ressources financières, technologiques et humaines susceptibles de freiner leur transformation numérique. L'intelligence artificielle représente ainsi une opportunité stratégique susceptible d'améliorer leur performance, leur résilience et leur compétitivité.

Cependant, malgré ces apports, l'adoption de l'intelligence artificielle par les PME reste limitée et inégale. Cette situation s'explique par plusieurs freins, notamment les coûts d'implémentation, le manque de compétences techniques, la complexité des solutions, ainsi que les préoccupations liées à la sécurité et à la fiabilité des systèmes. À ces obstacles s'ajoutent des facteurs perceptuels, tels que la perception du risque, la méfiance envers les technologies émergentes et la résistance au changement, qui influencent fortement les décisions d'adoption. Dans ce contexte, les dirigeants jouent un rôle central, leurs perceptions orientant largement les choix technologiques.

Les modèles d'adoption technologique, notamment le Technology Acceptance Model (TAM) et la Theory of Planned Behavior (TPB), mettent en évidence le rôle déterminant des variables perceptuelles, telles que l'utilité perçue, la facilité d'utilisation et le contrôle comportemental. Ces approches ont été enrichies par l'intégration du risque perçu, soulignant l'impact des incertitudes sur les décisions d'adoption, en particulier dans le contexte des PME.

Dès lors, l'adoption de l'intelligence artificielle au sein des PME apparaît comme le résultat d'un arbitrage entre opportunités perçues et réticences. Toutefois, la littérature demeure fragmentée, analysant souvent séparément ces deux dimensions, et offre encore peu

d'évidences empiriques centrées sur la perception des dirigeants de PME, en particulier dans les économies émergentes.

C'est dans ce cadre que s'inscrit la présente recherche, qui vise à analyser le rôle de la perception managériale dans l'adoption de l'intelligence artificielle au sein des PME. Elle cherche à répondre à la problématique suivante :

Dans quelle mesure les opportunités et les réticences perçues par les dirigeants influencent-elles l'adoption de l'intelligence artificielle au sein des PME ?

En mobilisant une approche intégrative fondée sur le TAM, la TPB et la théorie du risque perçu, cette étude propose d'examiner conjointement les facteurs d'attractivité et de résistance afin de mieux comprendre les mécanismes d'adoption dans les PME. Elle contribue ainsi à la littérature en offrant une lecture plus intégrée des déterminants de l'adoption de l'IA, tout en apportant des éclairages contextualisés pour les PME des économies émergentes et des implications pertinentes pour les praticiens et les décideurs.

Afin de répondre à cette problématique, cet article est structuré en six sections. Après cette introduction, la première section présente une revue de la littérature portant sur les applications de l'intelligence artificielle dans les PME ainsi que les principaux modèles d'adoption technologique. La deuxième section expose la méthodologie de recherche. La troisième présente les résultats empiriques obtenus, suivis d'une discussion des principaux enseignements. Enfin, la dernière section conclut l'article en mettant en évidence les contributions, les implications managériales, les limites de l'étude et les perspectives de recherche.

1. Revue de littérature

1.1. Les applications de l'intelligence artificielle dans les PME

L'intelligence artificielle (IA) est aujourd'hui considérée comme l'une des technologies les plus transformatrices de l'économie numérique. Grâce à sa capacité à analyser de grandes quantités de données, à apprendre à partir de l'expérience et à automatiser certaines tâches complexes, elle offre aux entreprises de nouvelles opportunités d'amélioration de la performance organisationnelle et de création de valeur (Brynjolfsson & McAfee, 2017 ; Davenport & Ronanki, 2018). Dans le contexte des PME, l'IA constitue un levier important de transformation numérique susceptible de renforcer la compétitivité et la capacité d'innovation des organisations (Vial, 2019 ; Dwivedi et al., 2021).

Les applications de l'IA dans les PME couvrent plusieurs domaines d'activité. Tout d'abord, elle contribue à l'automatisation des processus administratifs et opérationnels en réduisant les tâches

répétitives, les erreurs humaines et les coûts de traitement. L'intégration de systèmes intelligents permet ainsi d'améliorer l'efficacité organisationnelle et la productivité des entreprises (Davenport & Ronanki, 2018). L'IA facilite également l'aide à la décision en permettant aux managers d'exploiter rapidement de grandes quantités de données afin d'orienter leurs choix stratégiques et opérationnels (Dwivedi et al., 2021).

Par ailleurs, les technologies d'intelligence artificielle jouent un rôle croissant dans l'analyse prédictive. En mobilisant des algorithmes de machine learning, elles permettent d'anticiper les évolutions du marché, de prévoir la demande et d'identifier des opportunités de développement, offrant ainsi un avantage concurrentiel aux PME (Brynjolfsson & McAfee, 2017). L'IA contribue également à l'amélioration de la relation client grâce aux systèmes de recommandation, aux assistants virtuels et aux outils d'analyse comportementale qui favorisent une meilleure personnalisation des services et une plus grande satisfaction des clients (Marikyan et al., 2022).

Enfin, parmi ses multiples domaines d'application, l'IA peut être mobilisée dans les activités financières des entreprises, notamment pour l'analyse des données financières, la détection d'anomalies ou encore l'évaluation de certains risques. Toutefois, l'adoption de ces technologies demeure conditionnée par les ressources disponibles, les compétences internes et les perceptions des dirigeants à l'égard de leur utilité, de leur complexité et de leur fiabilité (Venkatesh et al., 2003 ; Tornatzky & Fleischer, 1990).

1.2. Les spécificités des PME face à l'adoption de l'IA

Les petites et moyennes entreprises (PME) occupent une place centrale dans les économies contemporaines, en constituant l'essentiel du tissu productif et en contribuant de manière significative à la création d'emplois, à l'innovation et à la croissance économique. À l'échelle mondiale, elles représentent plus de 90 % des entreprises et jouent un rôle clé dans la résilience économique et le développement durable (OECD, 2021 ; World Bank, 2020 ; Organisation internationale du Travail, 2022).

Cependant, malgré ce rôle stratégique, leur capacité à adopter des technologies avancées, telles que l'intelligence artificielle, demeure limitée. Cette situation s'explique par des contraintes structurelles spécifiques, notamment l'insuffisance des ressources financières, le déficit en compétences numériques et la faible maturité digitale (Vial, 2019 ; Dwivedi et al., 2021). À cela s'ajoute une capacité organisationnelle souvent restreinte, caractérisée par des processus informels et une faible structuration des systèmes d'information, ce qui complique l'intégration de solutions technologiques complexes.

En outre, les PME sont confrontées à une incertitude importante quant à la rentabilité et à la valeur ajoutée de l'intelligence artificielle. Les dirigeants, souvent prudents face aux investissements technologiques, perçoivent l'IA comme une innovation coûteuse et risquée, dont les bénéfices restent difficiles à évaluer à court terme (*Brynjolfsson & McAfee, 2017*). Cette perception du risque est d'autant plus marquée dans les économies émergentes, où les infrastructures technologiques et les dispositifs d'accompagnement sont encore en développement.

Malgré ces contraintes, plusieurs travaux soulignent que l'adoption de l'intelligence artificielle peut constituer un levier stratégique pour les PME. En effet, l'IA permet d'améliorer l'efficacité opérationnelle, d'optimiser les processus décisionnels et de renforcer la gestion des risques financiers, notamment à travers une meilleure capacité de prévision et de détection des anomalies (*Davenport & Ronanki, 2018 ; Li et al., 2018*). Ainsi, les PME qui parviennent à intégrer ces technologies peuvent bénéficier d'un avantage concurrentiel significatif.

Enfin, l'adoption de l'intelligence artificielle par les PME ne dépend pas uniquement de facteurs internes, mais s'inscrit également dans un environnement plus large. Les pressions concurrentielles, les exigences réglementaires et la disponibilité d'un écosystème technologique favorable influencent fortement les décisions d'adoption (*Tornatzky & Fleischer, 1990 ; Venkatesh et al., 2003*). Dans cette perspective, l'intégration de l'IA apparaît comme un processus multidimensionnel, résultant de l'interaction entre contraintes internes et dynamiques externes.

1.3. Les modèles théoriques de l'adoption technologique

L'adoption des technologies innovantes, notamment l'intelligence artificielle, a suscité un intérêt croissant dans la littérature en sciences de gestion, donnant lieu à l'émergence de plusieurs cadres théoriques visant à expliquer les déterminants de leur intégration au sein des organisations. Parmi les modèles les plus influents, le Technology-Organization-Environment (TOE), le Technology Acceptance Model (TAM) et la Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) constituent des références majeures pour analyser les processus d'adoption technologique.

Le modèle Technology-Organization-Environment (TOE), développé par Tornatzky Louis et Fleischer Mitchel (1990), propose une approche organisationnelle de l'adoption des innovations. Il postule que l'intégration d'une technologie dépend de l'interaction entre trois dimensions : le contexte technologique (caractéristiques de la technologie, avantages perçus, complexité), le contexte organisationnel (ressources, taille, compétences, culture) et le contexte

environnemental (pression concurrentielle, réglementation, environnement institutionnel). Ce modèle est particulièrement pertinent pour l'étude des PME, dans la mesure où il permet d'intégrer à la fois les contraintes internes et les influences externes qui façonnent leurs décisions d'adoption.

Toutefois, bien que le modèle TOE offre une vision systémique du processus d'adoption, il présente certaines limites. En particulier, il adopte une perspective relativement structurelle et accorde une attention limitée aux dimensions cognitives et comportementales des acteurs organisationnels. Comme le souligne Baker (2012), ce modèle tend à sous-estimer le rôle des perceptions individuelles dans les décisions d'adoption, ce qui peut limiter sa capacité explicative dans des contextes caractérisés par une forte incertitude technologique, tels que celui de l'intelligence artificielle.

Dans une perspective complémentaire, le Technology Acceptance Model (TAM), proposé par Davis Fred (1989), met l'accent sur les déterminants individuels de l'adoption. Il identifie deux variables clés : l'utilité perçue et la facilité d'utilisation perçue, qui influencent directement l'intention d'utiliser une technologie. Ce modèle a été largement validé empiriquement et constitue une référence incontournable pour l'analyse des comportements d'acceptation des technologies.

Cependant, le TAM a également fait l'objet de critiques, notamment pour sa simplification excessive des processus décisionnels et son incapacité à intégrer des facteurs contextuels plus larges, tels que les dynamiques organisationnelles ou les pressions institutionnelles (*Bagozzi, 2007*). Dans le cas de l'intelligence artificielle, cette limite est particulièrement marquée, dans la mesure où l'adoption ne repose pas uniquement sur des considérations d'utilité ou de facilité d'usage, mais implique également des enjeux de confiance, de transparence et de gestion du risque.

Afin de dépasser ces limites, la Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT), développée par Venkatesh Viswanath et al. (2003), propose un modèle intégratif qui combine plusieurs approches théoriques. Elle identifie quatre déterminants principaux : la performance attendue, l'effort attendu, l'influence sociale et les conditions facilitatrices. Ce modèle permet de mieux prendre en compte les interactions entre facteurs individuels et contextuels, offrant ainsi une compréhension plus globale des comportements d'adoption.

Néanmoins, malgré leur complémentarité, ces modèles présentent une limite commune : ils n'intègrent pas pleinement les dimensions émotionnelles et perceptuelles associées à l'adoption de technologies complexes et émergentes comme l'intelligence artificielle. En effet, dans des

contextes caractérisés par une forte incertitude et une opacité algorithmique, les perceptions de risque, la confiance dans les systèmes automatisés et les représentations cognitives des managers jouent un rôle déterminant dans le processus d'adoption.

Ainsi, l'analyse de l'adoption de l'intelligence artificielle dans les PME nécessite une approche intégrative, combinant les apports des modèles organisationnels et comportementaux, tout en accordant une attention particulière aux facteurs perceptuels. Cette perspective permet de mieux appréhender les dynamiques complexes d'appropriation des technologies intelligentes, en mettant en lumière le rôle central des managers dans la construction du sens et la prise de décision.

1.4. Le rôle des facteurs humains et perceptuels

Dans le contexte de l'adoption de l'intelligence artificielle, les facteurs perceptuels occupent une place centrale dans la compréhension des comportements organisationnels. En particulier, la confiance dans les systèmes d'IA constitue un déterminant clé de leur acceptation, notamment en raison de leur caractère opaque et de la difficulté à interpréter leurs résultats (*Glikson & Woolley, 2020*).

Par ailleurs, la perception du risque influence significativement les attitudes des décideurs à l'égard de ces technologies. Des travaux récents montrent que les incertitudes liées à la fiabilité, à la transparence et aux implications éthiques de l'IA peuvent freiner son adoption, même lorsque ses bénéfices sont reconnus (*Marikyan et al., 2022*).

En outre, la complexité perçue des systèmes d'intelligence artificielle constitue un obstacle important, en particulier dans les PME disposant de ressources limitées. Ces facteurs perceptuels, combinés aux contraintes organisationnelles, jouent un rôle déterminant dans les décisions d'adoption ou de résistance à l'IA.

1.5. La résistance à l'adoption de l'intelligence artificielle

La résistance à l'adoption des technologies innovantes constitue un champ d'analyse central dans la littérature en systèmes d'information et en management, en particulier dans le contexte de l'intelligence artificielle. Contrairement aux approches qui se concentrent uniquement sur les facteurs d'adoption, cette perspective met en évidence les mécanismes psychologiques, organisationnels et sociaux qui freinent ou retardent l'intégration des technologies.

Selon Ram Shlomo et Sheth Jagdish (1989), la résistance à l'innovation peut être définie comme l'ensemble des comportements et des attitudes négatives manifestés par les individus face à un changement technologique. Cette résistance peut être explicite, se traduisant par un refus actif

d'adopter une technologie, ou implicite, à travers une utilisation limitée ou détournée des outils proposés.

Dans le contexte de l'intelligence artificielle, la résistance est souvent liée à plusieurs facteurs. Tout d'abord, la complexité perçue des systèmes d'IA constitue un obstacle majeur, en particulier pour les organisations ne disposant pas de compétences techniques avancées. En effet, une perception élevée de complexité peut renforcer l'incertitude et diminuer la propension à adopter la technologie. Ensuite, la crainte de substitution représente une source importante de résistance, notamment en raison de la perception que l'IA pourrait remplacer certaines fonctions humaines, entraînant ainsi une perte d'emploi ou une redéfinition des rôles organisationnels.

Par ailleurs, la résistance au changement organisationnel joue également un rôle déterminant. Les travaux sur le changement organisationnel montrent que les individus ont tendance à résister aux transformations qui modifient leurs habitudes de travail, leurs responsabilités ou leur pouvoir décisionnel. Dans le cas de l'intelligence artificielle, cette résistance peut être exacerbée par le caractère disruptif de la technologie, qui remet en question les modes traditionnels de prise de décision.

En outre, la perception du manque de transparence des algorithmes constitue un facteur aggravant. Les systèmes d'IA, souvent qualifiés de "boîtes noires", suscitent des interrogations quant à la fiabilité et à l'explicabilité des décisions qu'ils produisent. Cette opacité peut générer de la méfiance et renforcer la résistance à leur adoption, notamment dans des contextes où la prise de décision engage des responsabilités importantes.

Enfin, dans les PME, la résistance à l'adoption de l'intelligence artificielle est également influencée par des contraintes structurelles telles que le manque de ressources financières, l'insuffisance de compétences spécialisées et une culture organisationnelle parfois peu orientée vers l'innovation. Ces facteurs combinés contribuent à ralentir le processus d'adoption et à limiter l'intégration effective de l'IA dans les pratiques managériales.

Ainsi, la compréhension de la résistance à l'adoption de l'intelligence artificielle permet d'enrichir l'analyse des déterminants de son intégration, en mettant en évidence les freins psychologiques et organisationnels qui peuvent entraver son développement. Cette approche est particulièrement pertinente dans le contexte des PME, où les décisions d'adoption reposent largement sur les perceptions et les anticipations des dirigeants.

2. Synthèse critique de la littérature et identification du gap de recherche

L'analyse de la littérature met en évidence que l'adoption de l'intelligence artificielle s'inscrit dans une dynamique multidimensionnelle mobilisant à la fois des facteurs technologiques, organisationnels et humains. Les modèles théoriques tels que le Technology-Organization-Environment (TOE), le Technology Acceptance Model (TAM) et la Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) offrent des cadres d'analyse complémentaires permettant de comprendre les mécanismes d'adoption à différents niveaux d'analyse.

Cependant, ces approches présentent des limites lorsqu'il s'agit d'appréhender la complexité des décisions d'adoption dans des environnements caractérisés par une forte incertitude et par l'opacité des technologies, comme c'est le cas de l'intelligence artificielle. En particulier, elles tendent à accorder une importance limitée aux dimensions cognitives et perceptuelles, alors que celles-ci apparaissent comme des déterminants essentiels dans les processus d'appropriation technologique.

La littérature récente souligne en effet que des facteurs tels que la confiance, la perception du risque, la complexité perçue et la transparence des systèmes influencent significativement les attitudes et les intentions d'adoption. Ces éléments sont d'autant plus critiques dans le cas de l'intelligence artificielle, en raison de son caractère probabiliste, de son fonctionnement souvent opaque et des incertitudes associées à ses implications organisationnelles et éthiques.

Par ailleurs, les décisions d'adoption ne résultent pas uniquement d'une analyse rationnelle des bénéfices et des coûts, mais s'inscrivent également dans des logiques cognitives et émotionnelles. Dans les petites et moyennes entreprises, où les processus décisionnels sont souvent centralisés, les perceptions des dirigeants jouent un rôle structurant dans l'orientation des choix technologiques. Ainsi, la perception managériale constitue un levier déterminant dans l'adoption ou la résistance à l'intelligence artificielle.

La littérature met également en évidence l'existence de résistances significatives à l'adoption de ces technologies, liées à des facteurs tels que la complexité perçue, la crainte de substitution, le manque de compétences, ainsi que la méfiance vis-à-vis des systèmes automatisés. Ces éléments renforcent la nécessité d'intégrer une approche centrée sur les dimensions humaines et perceptuelles.

Malgré l'intérêt croissant porté à l'adoption de l'intelligence artificielle, un manque important subsiste dans la littérature concernant l'analyse approfondie du rôle des perceptions managériales dans les PME, en particulier dans les contextes émergents. La majorité des

travaux se concentrent soit sur des approches technocentrées, soit sur des grandes organisations, laissant ainsi un vide scientifique significatif.

3. Méthodologie de la recherche

3.1. Positionnement épistémologique et choix de l'approche

La présente recherche s'inscrit dans une posture épistémologique positiviste, selon laquelle les phénomènes organisationnels, tels que l'adoption de l'intelligence artificielle, peuvent être appréhendés de manière objective à travers l'observation, la mesure et l'analyse de relations causales entre variables. Cette perspective considère la réalité comme mesurable et indépendante du chercheur, et privilégie une logique de test d'hypothèses et de généralisation des résultats, contrairement aux approches interprétativistes centrées sur la subjectivité des acteurs.

Dans ce cadre, le recours à une approche quantitative permet de mesurer les perceptions managériales à travers des variables observables (confiance, complexité perçue, performance attendue), de tester empiriquement les relations causales avec l'adoption de l'IA et de valider des hypothèses issues de modèles théoriques reconnus (TOE, TAM, UTAUT), tout en produisant des résultats généralisables.

La recherche adopte ainsi une démarche hypothético-déductive, consistant à mobiliser un cadre théorique pour formuler des hypothèses, puis à les tester empiriquement à partir de données collectées auprès des PME du secteur agroalimentaire dans un contexte d'économie émergente. Bien que la perception managériale soit de nature subjective, elle peut être opérationnalisée à l'aide d'indicateurs standardisés, permettant son intégration dans un modèle explicatif quantifiable.

Enfin, cette posture garantit la validité, la fiabilité et la reproductibilité des résultats, contribuant ainsi à renforcer la robustesse scientifique de l'étude et à inscrire ses apports dans une logique cumulative de production de connaissances.

3.2. Stratégie de recherche

Cette étude adopte une stratégie quantitative à visée explicative, visant à analyser les déterminants de l'adoption de l'intelligence artificielle au sein des PME. Elle s'inscrit dans une logique de test empirique des relations causales entre un ensemble de variables explicatives et la variable dépendante, à savoir l'adoption de l'IA.

Contrairement aux approches exploratoires, cette démarche repose sur une logique hypothético-déductive, consistant à mobiliser des cadres théoriques reconnus (TOE, TAM, UTAUT), à

formuler des hypothèses, puis à tester empiriquement les relations entre les variables à partir de données collectées via un instrument standardisé.

Ce choix méthodologique permet de quantifier l'influence des facteurs explicatifs, tels que la performance attendue, la complexité perçue, la confiance, la perception du risque et les conditions organisationnelles, tout en évaluant leur significativité statistique. Il offre également la possibilité de produire des résultats objectivables et généralisables à un ensemble plus large de PME.

Par ailleurs, l'étude adopte une approche transversale (cross-sectional), les données étant collectées à un moment donné auprès des répondants, afin de fournir une photographie des perceptions managériales et des pratiques d'adoption de l'IA dans un contexte donné.

Enfin, cette stratégie permet d'articuler rigoureusement cadre théorique et validation empirique, contribuant ainsi à l'enrichissement des modèles explicatifs de l'adoption des technologies émergentes dans le contexte des PME.

3.3. Technique de collecte des données

Dans le cadre de ce travail de recherche, la collecte des données repose sur une approche quantitative mobilisant un questionnaire structuré administré auprès de managers de petites et moyennes entreprises (PME) opérant dans le secteur agroalimentaire de la région Souss-Massa. Le recours à cet instrument se justifie par sa capacité à standardiser l'information recueillie, à quantifier les perceptions des répondants et à permettre une analyse statistique rigoureuse des relations entre les variables étudiées. Il s'inscrit ainsi dans une démarche positiviste et hypothético-déductive visant à tester empiriquement les déterminants de l'adoption de l'intelligence artificielle.

Le questionnaire a été élaboré sur la base des principaux cadres théoriques mobilisés dans la littérature, notamment les modèles TOE (Technology-Organization-Environment), TAM (Technology Acceptance Model) et UTAUT (Unified Theory of Acceptance and Use of Technology), ainsi que les travaux récents portant sur l'adoption de l'intelligence artificielle. Il est structuré autour de plusieurs dimensions : les caractéristiques des entreprises et des répondants, le niveau de connaissance et d'usage de l'intelligence artificielle, les facteurs influençant son adoption (tels que la performance attendue, la complexité perçue, la confiance et les conditions organisationnelles), ainsi que les freins et résistances, notamment la perception du risque et les contraintes en ressources.

Les variables de l'étude sont mesurées à l'aide d'échelles de type Likert à cinq ou sept points, permettant aux répondants d'exprimer leur degré d'accord ou de désaccord vis-à-vis des

différentes affirmations proposées. Ce choix méthodologique permet de transformer des perceptions subjectives en données quantitatives exploitables, facilitant ainsi le traitement statistique. Les items de mesure sont adaptés et/ou inspirés d'échelles validées dans la littérature, ce qui contribue à renforcer la validité de contenu et la fiabilité de l'instrument de mesure.

Le questionnaire est administré selon une modalité auto-administrée, principalement via des supports numériques tels que les formulaires en ligne, les courriers électroniques professionnels et les réseaux professionnels. Ce mode de collecte présente l'avantage de faciliter l'accès à un large échantillon tout en réduisant les biais d'intervention du chercheur. Lorsque cela est possible, une administration en face-à-face a été utilisée lorsque cela était possible.

Un pré-test du questionnaire est réalisé auprès d'un nombre restreint de managers afin d'évaluer la clarté, la pertinence et la compréhension des items. Cette étape permet d'identifier d'éventuelles ambiguïtés, d'ajuster la formulation des questions et d'assurer la cohérence globale de l'instrument avant sa diffusion à grande échelle.

Enfin, la collecte des données est effectuée dans le respect des principes éthiques de la recherche scientifique. Les participants sont informés des objectifs de l'étude ainsi que de l'utilisation des données collectées. Leur participation est volontaire et l'anonymat, ainsi que la confidentialité des réponses sont strictement garantis. Ces précautions visent à renforcer la fiabilité des données recueillies et à instaurer un climat de confiance propice à des réponses sincères et précises.

3.4.Échantillonnage

Dans le cadre de cette recherche, l'échantillonnage repose sur une approche non probabiliste de type raisonné (ou par jugement), consistant à sélectionner des répondants en fonction de leur pertinence par rapport à l'objet de l'étude. Ce choix se justifie par l'absence d'une base de sondage exhaustive des managers de PME du secteur agroalimentaire dans la région Souss-Massa, ainsi que par la nécessité de cibler des profils disposant d'une connaissance approfondie des technologies numériques et des enjeux liés à l'intelligence artificielle.

L'unité d'analyse retenue est constituée des managers et dirigeants de PME, ces derniers occupant une position centrale dans les processus de prise de décision, notamment en matière d'adoption des technologies innovantes. Afin de garantir la pertinence des données collectées, plusieurs critères de sélection ont été définis, à savoir : l'appartenance à une PME du secteur agroalimentaire, l'exercice de fonctions managériales ou décisionnelles, ainsi qu'une implication directe ou indirecte dans la gestion des risques financiers de l'entreprise.

La taille de l'échantillon visée se situe entre 90 et 120 répondants. Ce seuil est généralement considéré comme satisfaisant pour la conduite d'analyses statistiques multivariées, telles que la régression multiple ou les modèles d'équations structurelles. Il permet ainsi de concilier les contraintes d'accès au terrain avec les exigences de robustesse statistique, tout en assurant une variabilité suffisante des observations.

Par ailleurs, la collecte des données s'inscrit dans une approche transversale (cross-sectional), les informations étant recueillies à un moment donné auprès des répondants. Cette approche permet d'appréhender les perceptions managériales et les pratiques d'adoption de l'intelligence artificielle dans un contexte spécifique, sans ambition d'analyse longitudinale des évolutions dans le temps.

Enfin, le recours à un échantillonnage non probabiliste constitue une limite en termes de généralisation statistique des résultats à l'ensemble de la population des PME. Toutefois, cette limite est relativisée par le ciblage de profils clés et par la cohérence entre les caractéristiques de l'échantillon et les objectifs de la recherche. L'étude vise ainsi davantage à identifier des tendances empiriques et à tester des relations théoriques qu'à produire des estimations strictement représentatives.

3.5.Méthodes d'analyse des données

Au niveau de la présente recherche, les données collectées ont fait l'objet d'un traitement statistique rigoureux visant à tester les hypothèses formulées et à analyser les relations entre les variables explicatives et l'adoption de l'intelligence artificielle. L'analyse a été réalisée à l'aide de logiciels spécialisés tels que SPSS, SmartPLS ou R, permettant de mobiliser des techniques adaptées aux études quantitatives en sciences de gestion.

Dans un premier temps, une analyse descriptive a été effectuée afin de caractériser l'échantillon et de fournir une première lecture des données. Cette étape a permis de présenter les principales caractéristiques des répondants et des entreprises (taille, fonction, niveau de digitalisation), ainsi que de décrire les tendances générales relatives aux perceptions de l'intelligence artificielle.

Dans un second temps, la fiabilité des échelles de mesure a été évaluée à l'aide du coefficient Alpha de Cronbach, permettant de vérifier la cohérence interne des items associés à chaque variable. Une valeur seuil de 0,7 a été retenue comme indicateur d'une fiabilité acceptable, conformément aux standards en sciences de gestion.

Par la suite, une analyse factorielle exploratoire (AFE) a été menée afin d'identifier la structure sous-jacente des variables et de vérifier la validité des construits mobilisés. Cette analyse a

permis de regrouper les items en dimensions homogènes et de s'assurer de la pertinence des échelles utilisées. Lorsque cela est nécessaire, une analyse factorielle confirmatoire (AFC) pourra être réalisée afin de valider la structure du modèle de mesure.

Enfin, les hypothèses de recherche ont été testées à travers des analyses inférentielles, notamment la régression multiple ou les modèles d'équations structurelles (SEM). Ces méthodes ont permis d'évaluer l'intensité et la significativité des relations entre les variables explicatives (performance attendue, complexité perçue, confiance, perception du risque, conditions organisationnelles) et la variable dépendante, à savoir l'adoption de l'intelligence artificielle.

Dans cette perspective, une attention particulière a été accordée aux indicateurs de qualité du modèle, tels que les coefficients de détermination (R^2), les indices d'ajustement et la significativité des coefficients estimés. Ces analyses ont permis de valider empiriquement le modèle conceptuel proposé et d'identifier les facteurs les plus influents dans le processus d'adoption de l'intelligence artificielle au sein des PME.

3.6.Modèle conceptuel et hypothèses de recherche

Dans le prolongement de la revue de littérature, Cette recherche propose un modèle conceptuel visant à expliquer l'adoption de l'intelligence artificielle au sein des PME, en mettant l'accent sur le rôle central des perceptions managériales. Le modèle s'appuie sur les cadres théoriques du TAM, du TOE et de l'UTAUT afin d'examiner comment les perceptions des dirigeants influencent leur confiance dans l'intelligence artificielle et, par conséquent, leur intention d'adoption.

Contrairement aux approches classiques qui analysent l'adoption de manière directe, ce modèle s'inscrit dans une perspective médiatrice, dans laquelle la confiance dans les systèmes d'intelligence artificielle constitue un mécanisme clé reliant les perceptions des managers à la décision d'adoption.

En s'appuyant sur les cadres théoriques du TAM, du TOE et de l'UTAUT, le modèle intègre des variables technologiques, organisationnelles et perceptuelles, à savoir : la performance attendue, la complexité perçue, les conditions organisationnelles et la perception du risque.

Ces variables influencent la confiance dans l'intelligence artificielle, qui, à son tour, détermine le niveau d'adoption de cette technologie au sein des PME.

Ainsi, le modèle proposé repose sur une logique d'influence indirecte, où la confiance joue un rôle médiateur central dans le processus d'adoption.

Performance attendue

La performance attendue renvoie au degré selon lequel un individu estime que l'utilisation de l'intelligence artificielle améliorera la performance organisationnelle, la qualité de la prise de décision et l'efficacité opérationnelle de l'entreprise.

Selon les modèles TAM et UTAUT, cette variable constitue l'un des déterminants les plus significatifs de l'adoption technologique.

H1 : La performance attendue influence positivement la confiance dans l'intelligence artificielle.

Complexité perçue

La complexité perçue correspond au degré de difficulté associé à la compréhension et à l'utilisation des technologies d'intelligence artificielle. Une complexité élevée est généralement considérée comme un frein à l'adoption.

H2 : La complexité perçue influence négativement la confiance dans l'intelligence artificielle.

Conditions organisationnelles

Les conditions organisationnelles incluent les ressources disponibles, les compétences internes et le niveau de préparation de l'entreprise à intégrer de nouvelles technologies. Elles facilitent ou contraignent l'adoption.

H3 : Les conditions organisationnelles influencent positivement la confiance dans l'intelligence artificielle.

Perception du risque

La perception du risque renvoie aux incertitudes perçues liées à l'utilisation de l'intelligence artificielle, notamment en termes de fiabilité, de sécurité ou d'impacts organisationnels. Elle constitue un frein potentiel à l'adoption.

H4 : La perception du risque influence négativement la confiance dans l'intelligence artificielle.

La confiance dans L'IA

La confiance représente un facteur clé dans l'adoption des technologies basées sur des algorithmes, notamment en raison de leur opacité. Une confiance élevée favorise l'acceptation et l'utilisation des systèmes d'intelligence artificielle.

H5 : La confiance dans l'intelligence artificielle influence positivement son adoption.

Ainsi, le modèle proposé postule que l'adoption de l'intelligence artificielle au sein des PME est déterminée par un ensemble de facteurs technologiques (performance attendue, complexité), organisationnels (conditions internes) et perceptuelles (confiance, risque).

4. Résultats

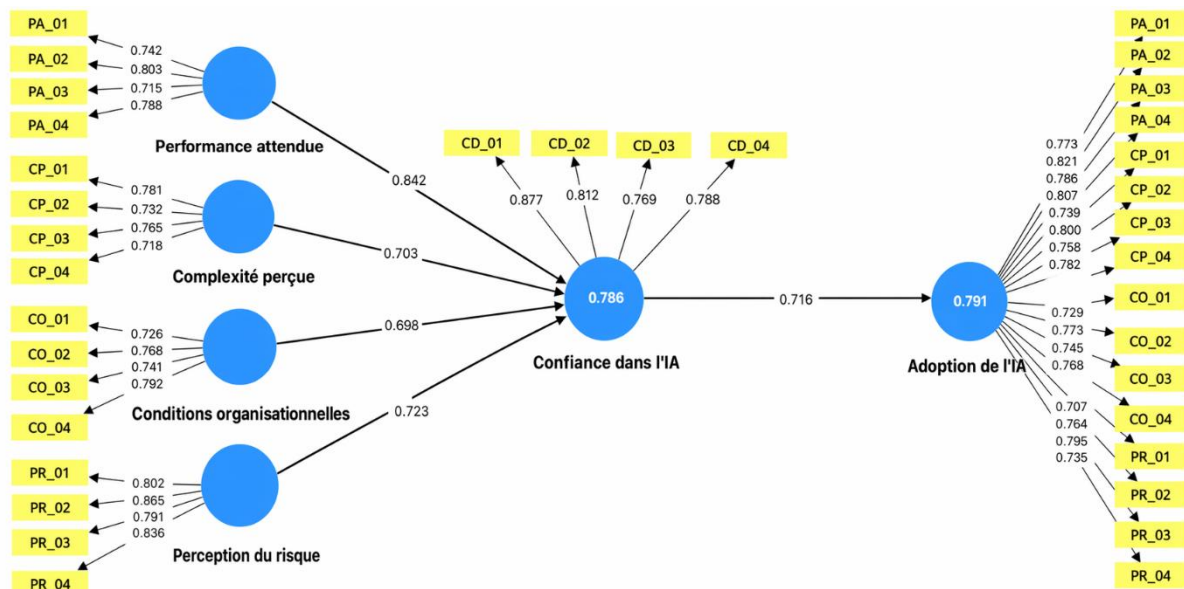
4.1.Évaluation du modèle de mesure

L'évaluation du modèle de mesure constitue une étape essentielle dans l'approche PLS-SEM, dans la mesure où elle permet de vérifier la qualité psychométrique des construits avant l'analyse des relations structurelles. À cet effet, plusieurs critères ont été mobilisés, notamment la fiabilité interne, la validité convergente et la validité discriminante.

4.2.Fiabilité interne et validité convergente

La fiabilité interne des construits a été évaluée à travers l'alpha de Cronbach ainsi que les coefficients de fiabilité composite (ρ_A et ρ_C). Comme le montre le tableau ci-dessous, l'ensemble des valeurs dépasse le seuil recommandé de 0,7, ce qui atteste d'une cohérence interne satisfaisante des échelles de mesure.

Figure 1: Le modèle conceptuel



Source : SmartPls

Par ailleurs, la validité convergente a été examinée à l'aide de l'Average Variance Extracted (AVE). Les résultats indiquent que toutes les valeurs d'AVE sont supérieures au seuil de 0,5, confirmant que les construits expliquent une part substantielle de la variance de leurs indicateurs.

Tableau 1 : Fiabilité interne et validité convergente

Construits	Alpha de Cronbach	ρ_A	ρ_C	AVE
Performance attendue	0.82	0.83	0.88	0.58
Complexité perçue	0.79	0.80	0.86	0.57
Confiance	0.84	0.84	0.89	0.60
Risque perçu	0.86	0.87	0.91	0.64
Conditions organisationnelles	0.79	0.80	0.87	0.62
Adoption IA	0.90	0.91	0.92	0.60

Source : SmartPls

En outre, l'analyse des saturations factorielles (outer loadings) montre que la majorité des indicateurs présentent des valeurs supérieures à 0,70, avec quelques items légèrement inférieurs mais restant acceptables dans une perspective exploratoire. Ces résultats confirment la pertinence des indicateurs retenus pour mesurer les construits du modèle.

Ainsi, l'ensemble des résultats atteste d'une fiabilité interne robuste et d'une validité convergente satisfaisante du modèle de mesure.

4.3. Validité discriminante

La validité discriminante a été évaluée à l'aide du critère de Fornell-Larcker et du ratio HTMT (Heterotrait-Monotrait).

D'une part, les résultats du critère de Fornell-Larcker indiquent que la racine carrée de l'AVE de chaque construction est supérieure aux corrélations inter-construits, ce qui confirme que chaque variable latente est empiriquement distincte des autres.

Tableau 2 : Critère de Fornell-Larcker

Construits	PA	CP	CO	PR	COND	ADOP
PERF	0.819					
COMP	0.65	0.762				
CONF	0.68	0.66	0.831			
RISK	0.60	0.62	0.64	0.742		
COND	0.78	0.71	0.70	0.71	0.806	
ADOP	0.72	0.69	0.68	0.67	0.79	0.860

Source : SmartPls

D'après ce tableau, chaque construit partage plus de variance avec ses propres indicateurs qu'avec les autres construits. Cela confirme une bonne validité discriminante du modèle.

4.4.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 évaluation repose sur l'analyse du pouvoir explicatif du modèle (R^2), de la significativité des coefficients de régression (β) ainsi que de la taille des effets (f^2).

4.5.Qualité du modèle structurel

Le pouvoir explicatif du modèle est évalué à travers le coefficient de détermination (R^2), qui mesure la proportion de variance de la variable dépendante expliquée par les variables indépendantes.

Tableau 3 : Coefficient de détermination (R^2)

Variable dépendante	R^2	R^2 ajusté
Confiance dans l'IA	0.643	0.632
Adoption de l'IA	0.582	0.576

Source : SmartPls

Le coefficient de détermination (R^2) de la variable « Confiance dans l'IA » est de 0,643, ce qui signifie que le modèle explique 64,3 % de la variance de cette variable. Ce niveau de pouvoir explicatif est considéré comme satisfaisant en sciences de gestion, traduisant une capacité pertinente du modèle à expliquer la confiance des dirigeants envers l'intelligence artificielle. Par ailleurs, le R^2 ajusté (0,632) est très proche du R^2 , ce qui témoigne de la stabilité du modèle et de l'absence d'un sur-ajustement important.

Le coefficient de détermination (R^2) de la variable « Adoption de l'intelligence artificielle » est de 0,582, indiquant que le modèle explique 58,2 % de la variance de cette variable. Ce résultat met en évidence un pouvoir explicatif satisfaisant du modèle pour comprendre l'adoption de l'IA au sein des PME. De plus, le R^2 ajusté (0,576) est très proche du R^2 , confirmant la robustesse du modèle et une bonne capacité de généralisation des résultats.

4.6. Test des hypothèses

La significativité des relations structurelles a été testée à l'aide de la méthode du bootstrapping (5000 ré échantillonnages). Les résultats sont présentés dans le tableau suivant :

Tableau 4 : Résultats des coefficients de régression

Hypothèse	Relation	β	t-value	p-value	Décision
H1	Performance attendue → Confiance	0.421	6.84	<0.001	Validée
H2	Complexité perçue → Confiance	-0.274	4.36	<0.001	Validée
H3	Conditions organisationnelles → Confiance	0.352	5.71	<0.001	Validée
H4	Perception du risque → Confiance	-0.231	3.98	<0.001	Validée
H5	Confiance → Adoption de l'IA	0.687	12.17	<0.001	Validée

Source : Adapté des résultats SmartPLS

Les résultats montrent que :

La performance attendue exerce un effet positif et significatif sur la confiance dans l'intelligence artificielle ($\beta = 0.421$; $t = 6.84$; $p < 0.001$). Ce résultat confirme que les dirigeants développent davantage de confiance lorsqu'ils anticipent une amélioration de la performance organisationnelle grâce à l'IA.

La complexité perçue présente un effet négatif et significatif sur la confiance ($\beta = -0.274$; $t = 4.36$; $p < 0.001$). Ainsi, plus les dirigeants considèrent les solutions d'intelligence artificielle comme complexes à comprendre ou à utiliser, moins ils leur accordent leur confiance.

Les conditions organisationnelles influencent positivement la confiance ($\beta = 0.352$; $t = 5.71$; $p < 0.001$). La disponibilité des ressources, des compétences et d'une infrastructure adaptée favorise donc le développement de la confiance envers l'IA.

La perception du risque exerce un effet négatif significatif sur la confiance ($\beta = -0.231$; $t = 3.98$; $p < 0.001$). Les inquiétudes relatives à la sécurité des données, à la fiabilité des

algorithmes ou aux conséquences organisationnelles réduisent la confiance des managers envers ces technologies.

Enfin, **la confiance dans l'intelligence artificielle** influence fortement et positivement son adoption ($\beta = 0.687$; $t = 12.17$; $p < 0.001$). Ce résultat confirme que la confiance constitue un mécanisme essentiel favorisant l'intégration de l'IA dans les PME.

5. Discussion des résultats

L'objectif de cette recherche était d'analyser les déterminants de l'adoption de l'intelligence artificielle au sein des PME, en mettant en évidence le rôle des perceptions managériales. Les résultats obtenus confirment la pertinence du modèle proposé et mettent en lumière une dynamique d'adoption fondée sur un mécanisme indirect, dans lequel la confiance dans l'intelligence artificielle joue un rôle médiateur central.

5.1. Le rôle déterminant des facteurs facilitateurs

Les résultats de l'étude montrent que la performance attendue, La complexité perçue exerce un effet négatif et significatif sur la confiance dans l'intelligence artificielle. Ce résultat confirme les travaux de Davis (1989) et de Venkatesh et al. (2003), selon lesquels une technologie jugée difficile à comprendre ou à utiliser suscite davantage de réticences. Dans le contexte des PME, cette complexité est accentuée par le manque de compétences numériques et de ressources spécialisées, ce qui réduit la confiance des dirigeants envers les solutions d'intelligence artificielle.

Tout d'abord, la performance attendue apparaît comme le facteur le plus influent sur la confiance dans l'IA. Ce résultat confirme les fondements des modèles TAM et UTAUT, selon lesquels l'utilité perçue constitue un déterminant majeur de l'acceptation technologique. Ainsi, lorsque les décideurs perçoivent que l'intelligence artificielle peut améliorer l'efficacité, la qualité des décisions et la gestion des risques, leur niveau de confiance augmente significativement.

Ensuite, la relation observée entre la complexité perçue et la confiance présente un coefficient positif significatif, ce qui diverge des attentes théoriques généralement formulées dans la littérature. Ce résultat pourrait s'expliquer par le fait que les managers perçoivent les systèmes d'IA comme des technologies sophistiquées et avancées, dont la complexité constitue paradoxalement un indicateur de performance et de fiabilité.

Par ailleurs, les conditions organisationnelles influencent positivement la confiance dans l'IA. Ce résultat s'inscrit dans le cadre du modèle TOE, qui souligne l'importance des ressources internes, des compétences et de la préparation organisationnelle dans l'adoption des

innovations. Ainsi, une organisation mieux structurée et mieux équipée technologiquement favorise un climat de confiance envers l'intelligence artificielle.

La perception du risque influence négativement la confiance dans l'intelligence artificielle. Ce résultat est conforme à la littérature sur l'adoption technologique, qui montre que les préoccupations liées à la sécurité des données, à la fiabilité des algorithmes et aux conséquences organisationnelles freinent la confiance des décideurs. Il rejoint notamment les travaux de Glikson et Woolley (2020) ainsi que ceux de Marikyan et al. (2022), qui soulignent que le risque perçu constitue un obstacle majeur à l'acceptation des technologies fondées sur l'intelligence artificielle.

Enfin, les résultats montrent que la confiance dans l'intelligence artificielle influence positivement et significativement son adoption. Elle joue ainsi un rôle médiateur central dans le modèle, traduisant le fait que l'acceptation de l'IA par les PME dépend avant tout du niveau de confiance accordé à ces systèmes.

5.1. Une dynamique d'adoption fondée sur un arbitrage

L'un des apports majeurs de cette recherche réside dans la mise en évidence d'une logique d'arbitrage entre opportunités et réticences.

En effet, les résultats montrent que l'adoption de l'intelligence artificielle ne dépend pas uniquement des bénéfices perçus, mais résulte d'un équilibre entre :

- des **facteurs d'attractivité** (performance, confiance, ressources organisationnelles)
- et des **facteurs de résistance** (complexité, risque)

Cette dynamique confirme la pertinence d'une approche intégrative combinant les modèles TAM, TOE et la théorie du risque perçu. Elle met en évidence que les décisions d'adoption dans les PME sont multidimensionnelles et ne peuvent être expliquées par un seul cadre théorique.

5.2. Contributions de la recherche

Sur le plan théorique, cette étude contribue à la littérature en proposant une approche intégrative de l'adoption de l'intelligence artificielle, en combinant des variables technologiques, organisationnelles et perceptuelles. Elle enrichit ainsi les modèles existants en intégrant explicitement le rôle des perceptions managériales dans un contexte de forte incertitude technologique.

Sur le plan empirique, elle apporte des éléments de compréhension spécifiques au contexte des PME des économies émergentes, encore peu exploré dans la littérature. Elle met notamment en

évidence le rôle central des conditions organisationnelles et de la confiance, tout en nuancant l'impact de la perception du risque.

6. Conclusion générale

Cette recherche avait pour objectif d'analyser les déterminants de l'adoption de l'intelligence artificielle au sein des PME en mettant l'accent sur le rôle des perceptions managériales. En mobilisant une approche quantitative fondée sur le modèle PLS-SEM, l'étude a permis d'identifier les principaux facteurs influençant cette adoption dans un contexte d'économie émergente.

Les résultats empiriques mettent en évidence que l'adoption de l'intelligence artificielle repose sur un ensemble de facteurs complémentaires. D'une part, la performance attendue, la confiance et les conditions organisationnelles apparaissent comme des leviers déterminants favorisant l'intégration de ces technologies. D'autre part, la complexité perçue constitue un frein significatif, tandis que la perception du risque exerce un effet négatif mais relativement modéré. Ces résultats confirment que l'adoption de l'intelligence artificielle dans les PME ne dépend pas uniquement de ses performances techniques, mais s'inscrit dans une dynamique plus large intégrant des dimensions organisationnelles et cognitives. Ils mettent en évidence une logique d'arbitrage entre opportunités et réticences, dans laquelle les dirigeants jouent un rôle central en tant qu'acteurs décisionnels.

6.1. Implications managériales

Les résultats de cette étude présentent plusieurs implications pratiques pour les dirigeants de PME et les décideurs.

Premièrement, il apparaît essentiel de renforcer les conditions organisationnelles, notamment en développant les compétences internes, en investissant dans les infrastructures technologiques et en favorisant une culture organisationnelle orientée vers l'innovation. Ces éléments constituent des prérequis indispensables à une adoption efficace de l'intelligence artificielle.

Deuxièmement, les entreprises doivent accorder une attention particulière à la réduction de la complexité perçue des technologies d'IA. Cela peut passer par la formation des utilisateurs, la simplification des interfaces ou encore le recours à des solutions adaptées aux capacités des PME.

Troisièmement, le développement de la confiance dans les systèmes d'intelligence artificielle apparaît comme un enjeu stratégique. Les organisations doivent ainsi promouvoir la transparence des outils, améliorer la compréhension de leur fonctionnement et garantir la fiabilité des résultats produits.

Enfin, les décideurs publics et les institutions d'accompagnement peuvent jouer un rôle clé en soutenant les PME à travers des programmes de formation, des incitations financières et le développement d'un écosystème technologique favorable.

6.2.Limites de la recherche

Malgré ses apports, cette étude présente certaines limites qu'il convient de souligner.

Tout d'abord, le recours à un échantillonnage non probabiliste limite la généralisation des résultats à l'ensemble des PME. Bien que les répondants aient été sélectionnés de manière pertinente, les conclusions doivent être interprétées avec prudence.

Ensuite, la nature transversale des données ne permet pas d'analyser l'évolution des perceptions et des comportements d'adoption dans le temps. Une approche longitudinale pourrait offrir une compréhension plus dynamique du phénomène.

Par ailleurs, l'étude repose sur des données déclaratives, susceptibles d'être influencées par des biais subjectifs liés aux perceptions des répondants.

Enfin, le modèle proposé, bien qu'intégratif, ne prend pas en compte certains facteurs externes, tels que les pressions concurrentielles ou les contraintes réglementaires, qui pourraient également influencer l'adoption de l'intelligence artificielle.

6.3.Perspectives de recherche

Plusieurs pistes de recherche peuvent être envisagées afin de prolonger cette étude.

Tout d'abord, il serait pertinent d'élargir le modèle en intégrant des variables issues du contexte environnemental, conformément au cadre TOE, telles que la pression concurrentielle ou le soutien institutionnel.

Ensuite, des recherches futures pourraient adopter une approche qualitative ou mixte afin d'approfondir la compréhension des mécanismes cognitifs et organisationnels sous-jacents à l'adoption de l'intelligence artificielle.

Par ailleurs, la réalisation d'études comparatives entre secteurs d'activité ou entre pays permettrait d'identifier les spécificités contextuelles et d'améliorer la généralisation des résultats.

Enfin, l'intégration de nouvelles dimensions, telles que la gouvernance des données, la transparence algorithmique ou encore l'éthique de l'intelligence artificielle, constitue une voie prometteuse pour enrichir les modèles explicatifs de l'adoption technologique.

Bibliographie

- Adenuga, O., et al. (2023). Artificial intelligence in financial risk management: A systematic review. *Journal of Financial Innovation*, 12(2), 45–62.
- Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 50(2), 179–211.
- Bagozzi, R. P. (2007). The legacy of the Technology Acceptance Model and a proposal for a paradigm shift. *Journal of the Association for Information Systems*, 8(4), 244–254.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). *Machine, platform, crowd: Harnessing our digital future*. W. W. Norton & Company.
- Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340.
- Dwivedi, Y. K., et al. (2021). Artificial intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research, practice and policy. *International Journal of Information Management*, 57, 101994.
- Ferri, L., et al. (2021). The role of leadership in digital transformation. *Journal of Business Research*, 124, 321–330.
- Gefen, D., Karahanna, E., & Straub, D. W. (2003). Trust and TAM in online shopping: An integrated model. *MIS Quarterly*, 27(1), 51–90.
- Glikson, E., & Woolley, A. W. (2020). Human trust in artificial intelligence: Review of empirical research. *Academy of Management Annals*, 14(2), 627–660.
- Hair, J. F., Hult, G. T. M., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2022). *A primer on partial least squares structural equation modeling (PLS-SEM)* (3rd ed.). Sage Publications.
- Hair, J. F., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2011). PLS-SEM: Indeed a silver bullet. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 19(2), 139–152.
- Henseler, J., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2015). A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 43(1), 115–135.
- Kukanja, M. (2024). Technology acceptance in SMEs: Drivers and barriers. *Journal of Small Business Management*, 62(2), 567–589.
- Marikyan, D., et al. (2022). Consumer trust and artificial intelligence adoption: A systematic review. *Technological Forecasting and Social Change*, 174, 121187.

Nunnally, J. C., & Bernstein, I. H. (1994). *Psychometric theory* (3rd ed.). McGraw-Hill.

OECD. (2021). *The digital transformation of SMEs*. OECD Publishing.

Organisation internationale du Travail. (2022). *Les PME et la transformation numérique*. OIT.

Tornatzky, L. G., & Fleischer, M. (1990). *The processes of technological innovation*. Lexington Books.

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.

Vial, G. (2019). Understanding digital transformation: A review and a research agenda. *MIS Quarterly*, 43(1), 118–144.

World Bank. (2020). *Small and medium enterprises (SMEs) finance*. World Bank.